

RECONSTRUCCIÓN DE ESTRUCTURAS CEREBRALES UTILIZANDO CONTORNOS ACTIVOS Y ANÁLISIS DE TEXTURA

WILLINGTON FARID CARDONA GIL
WILSON ANDRÉS SÁNCHEZ POSADA

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
FACULTAD DE INGENIERÍAS, RISARALDA
INGENIERÍA ELECTRÓNICA
PEREIRA
2016

RECONSTRUCCIÓN DE ESTRUCTURAS CEREBRALES
UTILIZANDO CONTORNOS ACTIVOS Y ANÁLISIS DE TEXTURA

WILLINGTON FARID CARDONA GIL
WILSON ANDRÉS SÁNCHEZ POSADA

PROYECTO DE GRADO

MAURICIO ALEXANDER ALVAREZ LOPEZ
PhD en CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
FACULTAD DE INGENIERÍAS, RISARALDA
INGENIERÍA ELECTRÓNICA
PEREIRA
2016

Nota de aceptación:

Firma Director de Trabajo de Grado
PhD. MAURICIO ALEXANDER ALVAREZ LOPEZ

Firma del Jurado

Firma del Director de Programa
Msc. EDWIN ANDRÉS QUINTERO

Pereira, Enero de 2016

DEDICATORIA

Inicialmente quisiera dedicar este trabajo a Dios ya que me ha permitido llegar hasta esta instancia de mi carrera y me ha dado lo necesario para lograrlo; de igual forma quiero agradecer a mis padres que me han enseñado a ser persona y me han apoyado y motivado con todo el amor posible para estar aquí. También quiero dedicarlo a todas aquellas personas que de una u otra manera han aportado un poco, permitiéndome crecer de forma positiva en muchos sentidos.

WILLINGTON FARID CARDONA GIL

Inicialmente deseo dedicarle este trabajo con mucha fe a Dios, por haberme brindado el acompañamiento y la salud durante el desarrollo de mi carrera universitaria.

También y con el amor mas grande a mi madre que siempre quiso verme como un profesional y que siempre creyó en mí y consideró que por mis esfuerzos merecía un futuro como este. A mi Padre, por la nobleza y paciencia que siempre ha tenido conmigo.

WILSON ANDRÉS SÁNCHEZ POSADA

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a nuestro Director Mauricio A. Álvarez L por darnos la oportunidad de realizar éste trabajo y por sus aportes durante el desarrollo de éste. También queremos agradecer a Hernan Felipe García por sus asesorías y el conocimiento brindado el cual nos sirvió como guía para la finalización de éste trabajo.

*Este proyecto fue desarrollado dentro del proyecto de investigación titulado «**DESARROLLO DE UN SISTEMA EFECTIVO Y APROPIADO DE ESTIMACIÓN DEL VOLUMEN DE TEJIDO ACTIVO CEREBRAL PARA EL MEJORAMIENTO DE LOS RESULTADOS TERAPÉUTICOS EN PACIENTES CON ENFERMEDAD DE PARKINSON INTERVENIDOS QUIRÚRGICAMENTE**» financiado por COLCIENCIAS con código 1110-569-34461 y ejecutado por la Universidad Tecnológica de Pereira.*

TABLA DE CONTENIDO

	Pág.
I INTRODUCCIÓN	12
II ESTADO DEL ARTE	14
III MATERIALES Y MÉTODOS	17
1. BASE DE DATOS IMÁGENES DE RESONANCIA MAGNÉTICA	17
1.1. Clasificación de las Imágenes	17
2. CAJAS DE HERRAMIENTAS	18
2.1. Toolbox para la lectura y análisis de imágenes NIfTI	18
2.2. «Snakes»: Toolbox de Segmentación de Imágenes	18
2.3. «Chan-Vese Model»: Toolbox de Segmentación de Imágenes	18
2.4. «Toolbox Graph» Toolbox para la reconstrucción de volúmenes	19
2.5. Otros recursos:	19
3. IMPLEMENTACIÓN	19
3.1. Lectura de las imágenes de resonancia magnética:	20
3.2. Identificación de las bases de datos y etiquetas:	20
3.3. Segmentación de imágenes de resonancia magnética por Snakes:	21
3.4. Segmentación de imágenes de resonancia magnética por Chan-Vese Model:	26
3.5. Segmentación de imágenes de resonancia magnética por análisis de texturas:	31
3.6. Integración de las imágenes resultado para la presentación final de volumen del volumen cerebral mediante cubos marchantes:	33
IV ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LOS MÉTODOS IMPLEMENTADOS	34
1. Implementando el modelo «Snakes»	34
1.1. Ventrículo	34
1.2. Tálamo	35
1.3. Hipocampo	36
1.4. Cerebro	36
2. Implementando el modelo «Chan-Vese»	36
2.1. Ventrículo	37
2.2. Tálamo	37
2.3. Hipocampo	38
2.4. Cerebro	38
3. Implementando análisis de textura	39
3.1. Ventrículo	39
3.2. Tálamo	40
3.3. Hipocampo	41
3.4. Cerebro	41

4. Resumen Estadístico	41
5. Algunas segmentaciones	42
V CONCLUSIONES	50

Índice de cuadros

1.	Análisis estadístico para algunas capas del ventrículo cerebral de cada paciente mediante el modelo Snakes.	35
2.	Análisis estadístico para el tálamo de cada paciente mediante el modelo Snakes.	35
3.	Análisis estadístico para el hipocampo de cada paciente mediante el modelo Snakes.	36
4.	Análisis estadístico para el cerebro de cada paciente mediante el modelo Snakes.	36
5.	Análisis estadístico para algunas capas del ventrículo cerebral de cada paciente mediante el modelo Chan-Vese.	37
6.	Análisis estadístico para el tálamo de cada paciente mediante el modelo Chan-Vese.	38
7.	Análisis estadístico para el hipocampo de cada paciente mediante el modelo Chan-Vese.	38
8.	Análisis estadístico para el cerebro de cada paciente mediante el modelo Chan-Vese.	39
9.	Análisis estadístico del ventrículo cerebral de cada paciente mediante análisis de textura.	40
10.	Análisis estadístico para el tálamo de cada paciente mediante análisis de textura	40
11.	Análisis estadístico para el hipocampo de cada paciente mediante análisis de textura.	41
12.	Análisis estadístico para el cerebro de cada paciente mediante análisis de textura.	41
13.	Resultados Estadísticos de los Tres Métodos de Segmentación Anteriormente Analizados	42

LISTA DE FIGURAS

1.	Imágenes perteneciente a la base de datos de la UTP.	18
2.	Diagrama de bloques del proceso implementado para la segmentación de imágenes médicas MRI.	20
3.	Reconstrucciones 3D a partir de las etiquetas médicas.	22
4.	Etiqueta e imagen a segmentar de izquierda a derecha respectivamente de la capa 133 del volumen de resonancia magnética del paciente 3.	24
5.	Movimiento de snake y región segmentada de izquierda a derecha respectivamente de la capa 133 del volumen de resonancia magnética del paciente 3.	26
6.	Etiqueta e imagen a segmentar de izquierda a derecha respectivamente de la capa 168 del volumen de resonancia magnética del paciente 1.	27
7.	Contorno inicial para la capa 168 del volumen MRI del paciente 1	28
8.	Etiqueta e imagen a segmentar de izquierda a derecha respectivamente de la capa 152 del volumen de resonancia magnética del paciente 5.	29
9.	Contorno inicial para la capa 152 del volumen MRI del paciente 5	29
10.	Segmentación indirecta y segmentación final de izquierda a derecha respectivamente de la capa 168 del volumen de resonancia magnética del paciente 1.	31
11.	Segmentación del tálamo en la capa 152 del paciente 5.	31
12.	Imagen original con la región deseada e imagen segmentada de la capa 94 del paciente 5	32
13.	Proceso segmentación del tálamo en la capa 106 del paciente 3.	43
14.	Resultado segmentación tálamo en la capa 106 del paciente 3.	43
15.	Proceso segmentación del ventrículo cerebral en la capa 160 del paciente 1.	44
16.	Proceso segmentación del hipocampo en la capa 116 del paciente 2.	45
17.	Proceso segmentación del tálamo en la capa 150 del paciente 3.	45
19.	Imagen Original y Capa binarizada debido al umbral que se definió	46
18.	Proceso segmentación del ventrículo en la capa 95 del paciente 4.	46
20.	Imagen Binaria Filtrada con <i>bwareaopen</i>	47
21.	Imagen Binaria con <i>imrode</i> y el Resultado final.	47
22.	Comparación segmentación del ventrículo por los métodos «Snakes», «Chan-Vese» y análisis de texturas para la capa 161 del Paciente 4.	48
23.	Comparación segmentación del ventrículo por los métodos «Snakes», «Chan-Vese» y análisis de texturas para la capa 131 del Paciente 5.	48
24.	Comparación segmentación del tálamo por los métodos «Snakes», «Chan-Vese» y análisis de texturas para la capa 141 del Paciente 1.	48
25.	Comparación segmentación del hipocampo por los métodos «Snakes», «Chan-Vese» y análisis de texturas para la capa 129 del Paciente 6.	48
26.	Comparación segmentación del cerebro por los métodos «Snakes», «Chan-Vese» y análisis de texturas para la capa 150 del Paciente 2.	49
27.	Comparación segmentación del cerebro por los métodos «Snakes», «Chan-Vese» y análisis de texturas para la capa 81 del Paciente 4.	49
28.	Reconstrucción de estructuras cerebrales por medio de «Toolbox Graph».	49

Objetivos:

Objetivo General:

Estudio comparativo de métodos para la segmentación de estructuras cerebrales en imágenes de MRI utilizando contornos activos y análisis de textura, y reconstrucción del volumen cerebral mediante la técnica de procesamiento «*cubos marchantes*».

Objetivos Específicos:

- Desarrollar una metodología para la segmentación de estructuras cerebrales utilizando snakes.
- Desarrollar una metodología para la segmentación de estructuras cerebrales utilizando modelos Chan-Vese.
- Implementar el algoritmo de cubos marchantes para la reconstrucción del volumen cerebral.
- Comparar las metodologías desarrolladas para la segmentación de estructuras cerebrales utilizando técnicas clásicas de procesamiento de imágenes como análisis de textura.

Resumen

Desde hace un tiempo, en el campo de la medicina se ha venido estudiando el cuerpo humano para así desarrollar técnicas e implementos que permitan profundizar un poco más en cada una de sus partes, ya que teniendo un mejor conocimiento y mejores herramientas, es posible realizar diferentes tipos de intervenciones en diferentes áreas para mejorar la calidad de vida y prolongar la existencia de ésta. Éste proyecto se enfoca en el cerebro humano, un órgano tan o más importante que los otros; siendo el cerebro una parte fundamental para desarrollo cognitivo y motriz del cuerpo. Se debe tener un especial cuidado para cualquier procedimiento o intervención que lo incluya.

En el transcurso del tiempo se ha visto la necesidad de realizar procedimientos altamente invasivos para el cerebro humano, los que pudieron terminar de forma no satisfactoria, lo que ha obligado a desarrollar máquinas como un «escáner» que permite obtener tomografías computarizadas, es decir, imágenes de cortes o secciones de algún objeto o en éste caso, el cerebro. Sin embargo, esto no ha sido suficiente, ya que a pesar de contar con imágenes que describen los objetos o estructuras presentes en el cerebro, no se logra dimensionar la forma y el tamaño de éstas; es allí donde se empieza a crear técnicas que permiten reconstruir y representar una estructura en 3D para así analizar el cerebro del paciente antes de una intervención que quizás pueda ser innecesaria, o contar con más información en detalle para realizar un procedimiento exitoso.

Un aspecto preocupante que se evidencia es que, a pesar de contar con una metodología para la reconstrucción de estructuras, ésta tiende a ser obsoleta, ya que es realizada de forma manual mediante algún software para que así un médico especialista pueda segmentar o extraer la información por cada capa, para luego realizar una reconstrucción, lo que se vuelve un proceso largo y tedioso que termina siendo finalmente agotador. Existe una gran variedad de técnicas en el estado del arte para realizar éste tipo de segmentaciones teniendo ventajas y desventajas cada una respecto a diferentes estructuras; es por ello que se vuelve necesario seleccionar de forma adecuada una técnica que otorgue precisión y confiabilidad en sus resultados, pues cualquier intervención que involucre el cerebro, debe ser muy precisa.

Éste proyecto plantea una metodología para segmentar a través de 3 métodos basados en el análisis de texturas y contornos activos, para posteriormente seleccionar uno que entregue precisión y se acerque a los resultados esperados por los especialistas, permitiendo así tener una metodología que simplifique el proceso de segmentación y que permita reconstruir de forma simple el cerebro o las estructuras «hipocampo, tálamo y ventrículo», para éste caso particular. Finalmente se muestran los resultados obtenidos mediante las metodologías desarrolladas implementando los 3 métodos propuestos y la priorización de uno de ellos gracias a sus buenos resultados.

Capítulo I

INTRODUCCIÓN

Este documento se refiere al estudio comparativo en métodos de segmentación de imágenes de resonancia magnética relacionadas únicamente con el cerebro y cuya información utilizada fue de una base de datos recolectada por el Instituto de Epilepsia y Parkinson del Eje Cafetero NEUROCENTRO en conjunto con la Universidad Tecnológica de Pereira. Además estas imágenes corresponden a seis pacientes sanos y las estructuras cerebrales que fueron segmentadas corresponden a: el ventrículo, el tálamo y el hipocampo. De estas imágenes, se clasificaron las que corresponden a cada estructura y sobre las cuales se realizó la segmentación, ya que ésta base de datos a su vez contiene las etiquetas correspondientes a cada una de las estructuras del cerebro anteriormente mencionadas que en últimas no son más que las formas que se desean obtener por medio de los métodos de segmentación utilizados en este proyecto. Las segmentaciones de las imágenes médicas se realizaron por medio de los métodos contornos activos como: «Snakes» y «Chan-Vese»[3][11] y análisis de textura[2], sobre los cuales se hizo el estudio comparativo, uno de los objetivos de este documento.

Los métodos de segmentación de imágenes, como los anteriormente mencionados, ofrecen la oportunidad de evitar tratamientos médicos complejos que pueden ocasionar efectos secundarios negativos a un paciente; también puede que no sean afectados de esta forma, sin embargo se pueden entregar buenos resultados con el proceso de segmentación, ya que los métodos aquí implementados permiten detectar objetos de interés en el interior de imágenes diagnósticas, bien sea para la identificación de patologías (lesiones, tumores, etc), es decir, que por medio de esta herramienta se pueden conducir procedimientos médicos relacionados con el cerebro. Estas metodologías permiten ofrecer procedimientos que aportan información útil o deseada extraída de una imagen médica, por lo que la idea es tener un modelo acertado que no contenga objetos que alteren negativamente lo que se desea extraer, y que además estos métodos ofrezcan información que permita determinar patologías de un paciente, y no como el caso de algunos otras metodologías que presentan dificultades en el resultado final; además este proyecto se desenvuelve en el campo médico, donde se benefician lugares, tales como clínicas, hospitales, laboratorios médicos, entre otros que tienen prácticas con imágenes cerebrales MRI, debido a que muchos de estos no poseen un modelo actualizado para las segmentaciones cerebrales

Los métodos de segmentación aquí utilizados como los contornos activos se ajustan bien a la región deseada y permiten diferenciar bien el contorno de ciertas zonas las cuales pueden acarrear a que se tenga un mal resultado, lo que puede ser delicado ya que se trata de un procedimiento médico, algo que no puede ser logrado con otros métodos de segmentación existentes y que no logran diferenciar bien los límites que separan ciertas regiones; así que no sólo es la ventaja que ofrece al diagnóstico médico sino que también es necesario de que no se afecte por información propia de la imagen como sombras, ruido, distorsiones. Ya, al implementar esta técnica de contornos activos,

se espera desarrollar una metodología que permita generar un modelo del volumen cerebral bastante acertado, al completar el proceso implementando la técnica de cubos marchantes. Desarrollar esta metodología es tan solo un paso, ya que después de obtener un modelo, es posible usarlo para diferentes propósitos. El próximo paso en el estado del arte de este enfoque, que no se desarrollará para este proyecto, sería entonces poder, además de generar un modelo acertado, crear un sistema que sea capaz de interpretar este modelo ayudando quizás a diagnosticar patologías mediante cifras probabilistas.

Capítulo II

ESTADO DEL ARTE

Con la intención de mejorar procedimientos médicos determinados, se realizaron investigaciones en el campo de la imagen médica y programas de cómputo con los cuales se realizaron algunos avances en el campo de la segmentación de la masa cerebral, de donde los métodos de segmentación automática y semiautomática, surgen como propuesta. Las técnicas de segmentación mejor aceptadas han dependido del nivel de supervisión por parte de un usuario, y de la simplicidad de ésta, hablando en el campo computacional[8].

Como medida para corregir ciertas falencias de muchos métodos que existen, surge la segmentación completamente automática en el año 2003. A pesar de que todos estos métodos de segmentación no convencen completamente a los grupos médicos (radiólogos, neurólogos y otros especialistas en diferentes patologías)[8]. Un aspecto importante a tener en cuenta en la segmentación completamente automática es que ésta no ha ganado una amplia aceptación en el gremio médico (Radiólogos, neurólogos, y en un menor porcentaje patólogos); esto se debe según ellos a la falta de interpretación y de transparencia en el proceso de segmentación[8]. Esta segmentación es una interesante investigación expuesta en una máquina de aprendizaje y modelo de reconocimiento; desde allí representa un problema que los humanos pueden aprender a resolver eficientemente.

En la búsqueda continua para obtener mejores resultados en el tratamiento de imágenes del cerebro, surgen las aproximaciones por segmentación no supervisada del cerebro que usa una medida con objetivo anatómico, el cual pretende segmentar la imagen dentro de al menos dos regiones anatómicamente significativas, una de las cuales es el tumor o edema; estas aproximaciones han sido limitadas por la aplicabilidad porque la mayoría de los métodos propuestos han sido enfocados solamente sobre la segmentación que realzan áreas del tumor.

Diversas técnicas de intensidad para la corrección de falta de homogeneidad se han propuesto en las ultimas tres décadas. Para mejorar un poco lo anterior se presentó un pre-procesado de la imagen para filtrar, y que solo quede el cerebro para ya trabajar con la imagen de esta región, básicamente sería remover el cráneo de la imagen[8].

Surgen métodos para tratar imágenes específicas, como bien lo es las imágenes MRI, una de muchas técnicas. Basado en el Umbral, sólo la intensidad es tomada en cuenta, por lo que no hay garantía de que los píxeles identificados dentro del umbral sean contiguos, presentando ruidos dentro de la imagen y generando así errores importantes que pueden afectar todo el proceso[8]. Los métodos basados en umbral no logran extraer toda la información provista en una imagen MRI, y poseen la dificultad para encontrar características discriminantes. Otros métodos basados en la región y clasificación de píxeles son mas usados; también se presentan las técnicas basadas en el modelo, como las paramétricas y las basadas en deformables geométricos que se emplean especialmente en la segmentación de imágenes 3D. Este último presenta como ventaja que puede detectar objetos cuyos límites no son definidos por las variaciones de intensidades

(“Gradiente”) y además detecta contornos tanto internos como externos, aunque posee un alto costo computacional[3].

En el año 1987 fue propuesto el modelo de contornos activos conocido como «*Snakes*», es propuesto por Kass, Witkin y Terzopoulos[5, 9, 11]. Es una curva deformable que se ve influenciada por fuerzas internas y externas que rigen su comportamiento; a pesar de que el modelo representaba una solución para diferentes problemas en cuanto a la localización de objetos y la descripción de éstos, no era suficiente, ya que éste se deja influenciar en un alto porcentaje de los diferentes valores de intensidad que se pueden presentar en la imagen, y al ser aplicado a la segmentación MRI, éste tenía un poco mas de problemas ante las diferentes regiones que esta clase de imágenes puede presentar.

Se presenta también con el propósito de cubrir las deficiencias del modelo «*Snakes*» el «*Snake GVF*», el cual como mejora no dependía tanto de las fuerzas externas como la inicialización, ya que ésta podría ser realizado dentro, fuera o a través de la región o el objeto a segmentar y en su lugar se basaba para la minimización en una condición de equilibrio de fuerzas; éste puede ajustarse a las regiones incluso en algunas concavidades[20].

Algoritmos como «*Geometric Active Contour Model*» y «*Geodesic Active Contour Model*» fueron desarrollados también en busca de eliminar las falencias de los contornos activos básicos «*Snakes*», los cuales se basan en el borde para la detección o segmentación de diferentes regiones. Estos modelos a pesar de tener cierta dependencia al «*Gradiente*», también podían detectar objetos cuyos límites no eran definidos por éste, donde los contornos pueden ser internos o externos. La mayor falencia que estos presentan en la segmentación de imágenes médicas como lo son las MRI y por lo cual no son aplicables a este trabajo, es que cuando existen fuertes ruidos, o cuando los bordes de la región son borrosos, la curva evolutiva pasa a través de los límites del contorno, segmentando regiones incorrectas, además del alto costo computacional que representa [1, 12].

El modelo de contornos activos y el método de nivel de ajuste tienen gran éxito, pero continúan teniendo inconvenientes; sin embargo, al modelo Chan-Vese se le fue incorporado un algoritmo detector de bordes, obteniendo como resultado el modelo Chan-Vese Convexo y un modelo híbrido basado en la región de información y bordes que permiten reducir el tiempo de iteración[3, 4, 6]. Se obtiene entonces el modelo aplicado a imágenes MRI, el cual puede extraer la región deseada con precisión y de forma rápida, siendo mas eficiente y estable que el Snake existente. Este modelo presenta la ventaja de que puede detectar y segmentar regiones en imágenes con falta de homogeneidad en su intensidad, pero depende su efectividad de que se realice una buena inicialización del contorno.

Luego se realiza una mejora al modelo Chan-Vese, donde éste permite segmentar imágenes con falta de homogeneidad en su intensidad, pero no puede segmentar los contornos internos exactamente; también se propone un modelo mejorado basado en Chan-Vese, éste puede detectar contornos interiores que no se pueden detectar por el

Chan-Vese tradicional; lo que se desea es incluir el gradiente de la imagen en el modelo «*Chan-Vese*», lo que permite detectar el contorno del los huesos, instrumentos quirúrgicos y tejidos blandos, entre otros [6, 21].

Además de los contornos activos también existe como una importante área de estudio en aplicaciones de procesamiento de imágenes y en el análisis de MRI, la segmentación usando el método de análisis de textura, manejando la técnica conocida como «Skull Stripping», donde éste actúa como un paso preliminar dentro de las aplicaciones médicas, así como lo son los contornos activos. Este método es no supervisado, maneja proceso de umbralización seguido por unas operaciones morfológicas y permiten interpretar las características de las texturas o lo cualitativo a algo cuantitativo y con ello identificar regiones en una imagen[15, 16, 17, 23].

Existen también otras metodologías relacionadas con «Skull Stripping», como crecimiento de región y modelo de superficie deformable o basados en borde. A partir del año 2002 fué propuesto este método y con mayor enfoque; además por medio de un algoritmo que realiza el proceso de «Skull Stripping» completamente automático, con la intención de separar el cerebro del cráneo completamente usando operaciones morfológicas, con la diferencia de que esto se realizó sobre voxels o imágenes en 3D. Ya si se mira un poco en tiempos anteriores en el año de 1993 a 1995 éste método estaba basado en operaciones morfológicas y análisis de histogramas, ya que este tipo de metodología ha estado relacionada siempre en lo rápido y fácil para su adaptación a las pequeñas variaciones y generar resultados mucho mas exactos. Una desventaja en estos métodos de «Skull Stripping» es que el usuario debe seleccionar un valor de umbral y definir la región. Luego en el año de 1998 se empezó a manejar este método pero basado en bordes y en conjunto con el uso de contornos activos para realizar la extracción del cerebro[15, 23].

Capítulo III

MATERIALES Y MÉTODOS

1. BASE DE DATOS IMÁGENES DE RESONANCIA MAGNÉTICA

Para el desarrollo de este trabajo se utilizarán imágenes pertenecientes a los atlas cerebrales SPL-PNL Brain atlas e imágenes de la base de datos de la Universidad Tecnológica de Pereira, cuyos detalles se explican a continuación; es de aclarar que aunque las bases de datos a utilizar poseen variedad de imágenes, para efectos de este trabajo se utilizarán solamente las imágenes de resonancia magnética que otorgan excelente caracterización y diferenciación de los tejidos blandos de múltiples áreas del cuerpo a analizar, tipo T1, con una resolución de 256x256 y corresponden a pacientes sanos:

1.1. Clasificación de las Imágenes

- SPL-PNL Brain Atlas: Es un atlas cerebral desarrollado a partir de imágenes de resonancia magnética T1 de un paciente sano; contiene 160 imágenes en cada uno de los cortes (axial, sagital y coronal) y reconstrucciones tridimensionales del cerebro al igual que las estructuras etiquetadas [18]; donde las imágenes T1 se obtienen al usar tiempos de repetición cortos al momento de enviar los pulsos de radiofrecuencia de 90° y 180°, las cuales aportan información anatómica completa, aunque son poco sensibles a los cambios patológicos y están caracterizadas de la siguiente forma: *blanco* está relacionado con grasa, hemorragia subaguda, contraste magnético y sustancia blanca; *el gris* con sustancia gris, hígado, bazo, páncreas, riñón, músculos y lesiones con agua; ya el color *negro* indica orina, quistes, tendones, vasos y aire.
- BD-UTP: Es una base de datos recolectada por el Instituto de Epilepsia y Parkinson del Eje Cafetero NEUROCENTRO en conjunto con la Universidad Tecnológica de Pereira. Esta base de datos contiene grabaciones de procedimientos quirúrgicos de pacientes con enfermedad de Parkinson. Estas grabaciones fueron adquiridas por un resonador de 1.5 teslas, el cual contiene registros de imágenes de tomografía axial computarizada (CT), imágenes de resonancia magnética T1 y T2 (MRI). Estos registros contienen un volumen 3D de la información cerebral de cada paciente [19]. Contiene alrededor de 150 imágenes por estudio.

A continuación se muestran algunas imágenes de la base de datos de la UTP; además se puede observar una de las etiquetas en color rosa, contra la cual se contrastará el resultado de la segmentación de la región deseada:

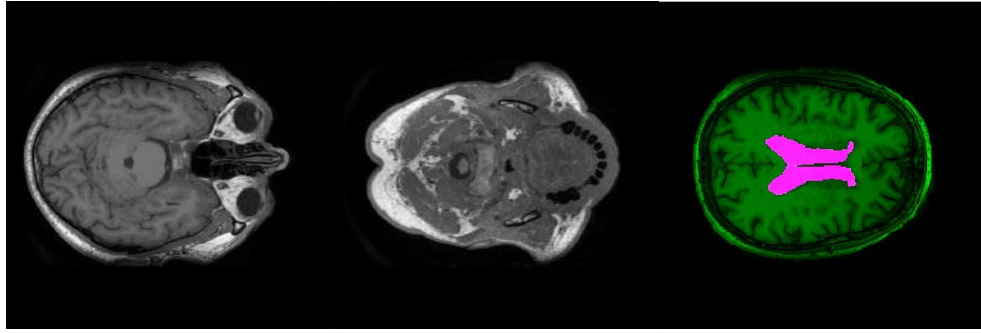


Figura 1: Imágenes perteneciente a la base de datos de la UTP.

2. CAJAS DE HERRAMIENTAS

En ésta sección se habla de los toolbox utilizados para el desarrollo del proyecto.

2.1. Toolbox para la lectura y análisis de imágenes NIfTI

Este toolbox permite leer y manipular imágenes de diferentes tipos de formato, entre ellos el formato médico, incluyendo imágenes de resonancia magnética o tomografías computarizadas.

Éste fue desarrollado por «*Jimmy Shen*»; además se encuentra disponible para su descarga e implementación en el siguiente enlace web: «<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/8797-tools-for-nifti-and-analyze-image>»

2.2. «*Snakes*»: Toolbox de Segmentación de Imágenes

El toolbox de segmentación de imágenes «*Snakes*» es una herramienta que permite extraer información de diferentes tipos de imágenes; éste se basa en el modelo de contornos activos, donde una curva evolutiva se ajusta al objeto o a la zona de interés; éste se caracteriza por basarse principalmente en el gradiente de la imagen[9, 11, 20].

Éste fue escrito en el año 2010 por «*D.Kroon University of Twente*»; además se encuentra disponible para su descarga y uso en el siguiente enlace web: «<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/28149-snake---active-contour>».

2.3. «*Chan-Vese Model*»: Toolbox de Segmentación de Imágenes

El toolbox de segmentación de imágenes «*Chan-Vese Model*» es una gran herramienta que permite extraer información de diferentes tipos de imágenes; éste se basa en el modelo de contornos activos donde una curva evolutiva se ajusta al objeto o a la zona de interés, pero además se basa en regiones homogéneas, y no en gradiente, lo que permite obtener resultados más precisos, ya que se cuenta con curvas que se ajustan con más facilidad[3, 21, 22, 4, 6].

Éste fue desarrollado en el año 2008 por «*André Griphoefer y Sebastian Westerheide, Institute for Numerical and Applied Mathematics, University of Muenster, Germany*»; además se encuentra disponible para su descarga y uso en el siguiente enlace web:

«<http://wwwmath.uni-muenster.de/num/Vorlesungen/MedizinUndMathematik/PETCT/>».

2.4. «*Toolbox Graph*» *Toolbox para la reconstrucción de volúmenes*

El toolbox para la reconstrucción de volúmenes o de formas 3D «*Toolbox Graph*» es una herramienta que reconstruye formas en 3D a través de un conjunto de imágenes 2D que representen cortes planos de la estructura a reconstruir; éste se basa en un algoritmo que calcula una malla triangulada de una isosuperficie dentro de una matriz 3D, basándose en el algoritmo de cubos marchantes; de forma adicional, cuenta con algunos filtros que permiten eliminar parte del ruido que se pueda encontrar en la reconstrucción por regiones no deseadas [13, 10].

Éste fue desarrollado en el año 2009 por «*Gabriel Peyre*»; además se encuentra disponible para su descarga y uso en el siguiente enlace web: «<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/5355-toolbox-graph>».

2.5. Otros recursos:

- Software MATLAB versión R2014a para la implementación de los diferentes algoritmos creados en el proyecto con licencia estudiantil a través de la Universidad Tecnológica de Pereira.
- Un computador («Notebook PC») con las siguientes especificaciones:-Marca : Toshiba-Memoria Ram: 6 Gigabytes-Procesador: Intel Core i3-Disco Duro: 500 Gigabytes.
- Un computador («Notebook PC») con las siguientes especificaciones:-Marca : Hewlett-Packard-Modelo: HP Pavilion g4-1386la-Memoria Ram: 4 Gigabytes-Procesador: Intel Core i5-2450M-Disco Duro: 750 Gigabytes.

3. IMPLEMENTACIÓN

En la figura que se muestra a continuación se muestra una descripción a grandes rasgos de el procedimiento realizado al implementar cada uno de los métodos de segmentación empleados en el desarrollo del éste trabajo.

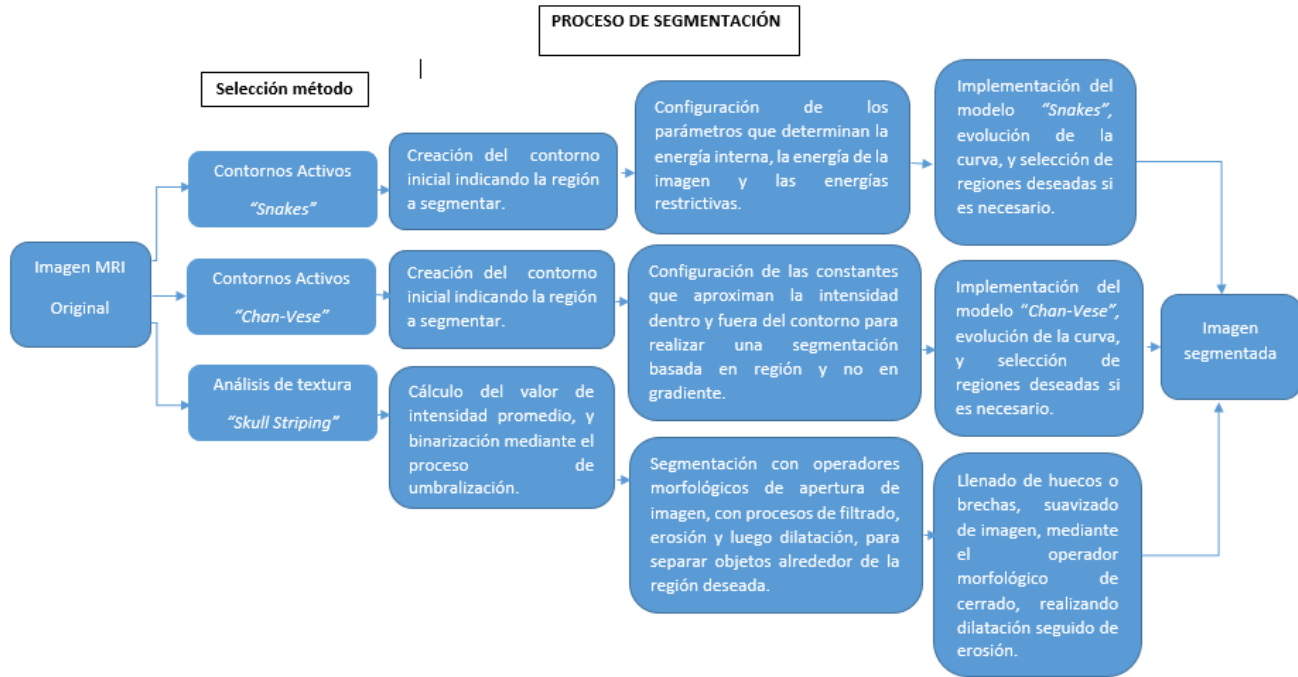


Figura 2: Diagrama de bloques del proceso implementado para la segmentación de imágenes médicas MRI.

3.1. Lectura de las imágenes de resonancia magnética:

Para la lectura de las imágenes de resonancia magnética debe hacerse uso del toolbox 2.1; esto se debe a que éstas vienen dentro de un archivo de formato «.nii», el cual, además de contener el volumen MRI, cuenta con algunos archivos que aportan información adicional, pero que sin embargo no es necesaria para el desarrollo de este trabajo.

Para la lectura de este archivo es necesario utilizar la función con el nombre «*load_nii*»; este formato cuenta con algunos subarchivos, por lo que al leerlo se podrá acceder al volumen de etiquetas y al volumen de imágenes de resonancia magnetica con el nombre «*labels*» y «*MRI*», respectivamente, además de la extensión «*.img*».

3.2. Identificación de las bases de datos y etiquetas:

Es clave tener en cuenta que al momento de realizar una segmentación por cualquiera de los métodos, ésta depende del paciente, ya que los parámetros con los que se segmenta una estructura de un paciente puede variar con respecto a otro; sin embargo se pueden encontrar coincidencias que permiten establecer unos rangos, dando así unas pautas a tener en cuenta al momento de realizar una segmentación de un nuevo paciente.

Para cada paciente se tiene, entonces, un volumen con las etiquetas que representan las diferentes estructuras cerebrales, y es contra lo que se van a realizar las medidas comparativas que permitirán determinar el porcentaje de similitud de las segmentaciones obtenidas mediante el método de «*Chan-Vese*», y además, un volumen con las

imágenes de resonancia magnética del paciente; es de aclarar que las etiquetas con las que cuenta el paciente están hechas con base en el estándar de segmentación «Free Surfer Color LUT», el cual ya tiene clasificadas 1202 estructuras cerebrales.

Las estructuras cerebrales que se pretenden segmentar son: el hipocampo, el tálamo, los ventrículos cerebrales y el cerebro completo para los diferentes pacientes; el proceso empleado para cada paciente se muestra a continuación:

- Inicialmente se realizó un reconocimiento de la base de datos de este paciente, el cual cuenta con los volúmenes mencionados anteriormente, los cuales tienen 256 imágenes de dimensiones 256x256.
- Se realiza una reconstrucción del cerebro mediante el volumen de etiquetas, implementando «*Marching Cubes*», para poder observar así la estructura en 3D.
- Se construye un algoritmo que permite buscar en el volumen de etiquetas las estructuras específicas hipocampo, tálamo, los ventrículos cerebrales y el cerebro completo, para posteriormente realizar un modelado 3D de igual forma que en el inciso anterior.
- Teniendo ya el volumen para cada estructura específica, se realiza una agrupación de las intensidades a todas las sub-estructuras que componen la estructura, asignándole así a las etiquetas de interés un valor de intensidad de 255 y un valor de 0 para el resto de la imagen, centrándonos solamente en la región de interés y obtener así una etiqueta apropiada para cada capa de las estructuras.

En la figura 3 se pueden apreciar algunas formas 3D reconstruidas a partir de las etiquetas, las cuales serán el punto de comparación de los métodos de segmentación implementados. En la parte superior izquierda se encuentra el cerebro del paciente 1, en la parte superior derecha, se encuentra el hipocampo del paciente 2, en la parte inferior izquierda se encuentra el tálamo del paciente 3 y finalmente, en la parte inferior derecha se encuentran los ventrículos cerebrales del paciente 4.

3.3. Segmentación de imágenes de resonancia magnética por Snakes:

El «snake» se define como una curva spline minimizadora de energía, guiada por fuerzas restrictivas externas e influenciada por fuerzas de la imagen, que tiende a localizarse en características de ésta, como líneas y bordes. Por tanto, un contorno activo es una curva que evoluciona de forma dinámica hacia los contornos relevantes de la imagen; es una técnica en la cual se emplean términos de energía que permitirán una minimización del modelo; es posible, entonces, empujar el modelo mediante un mínimo local hacia la solución deseada: el resultado es un modelo activo que se detiene cuando está cerca de la región de interés[11]. Debido a que se está tratando con un cambio de forma, dimensión, dirección y flujo, a través de la imagen se habla de que el contorno activo es una curva de evolución que se va adaptando a los bordes en la imagen, y como

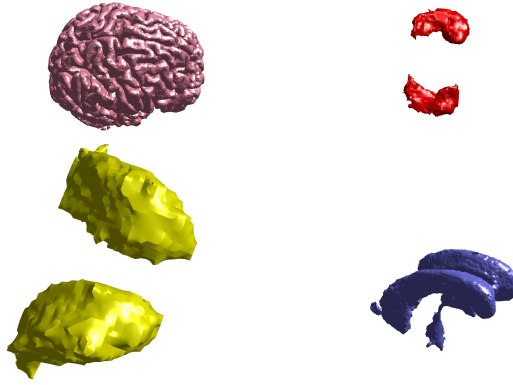


Figura 3: Reconstrucciones 3D a partir de las etiquetas médicas.

se menciona, hablando en términos teóricos acerca del «*Snake*» se usaron funcionales energéticos o puntos máximos y mínimos de energía, que son cambiantes constantemente; todo esto se concentra en un concepto conocido como el gradiente y la magnitud de este parámetro que dice qué tan rápidamente hay cambios en la imagen y cuya dirección indica en qué sentido está cambiando, y en este caso es el gradiente de la imagen a segmentar.

Los «*Snakes*» hacen parte de los contornos activos, que no son más que una curva o tipo de línea que se ubica sobre la imagen cerca a la región que se desea segmentar; esta curva se ve afectada por las fuerzas propias de la imagen generando cambios sobre la forma de la misma, a esto se le conoce como curva de evolución; además de otros parámetros que definen intensidades o diferentes zonas de la imagen, para que así se pueda comportar adecuadamente y acercarse a los límites del objeto requerido. Cabe aclarar que el término intensidad hace referencia a un valor numérico que tiene cada punto que está coordinado espacialmente (píxel) en el interior de la imagen. Dependiendo del tipo de dato de la imagen puede estar escalado entre los rangos de: $[0-255]$, $[0-65535]$ si son de tipo entero, bien sea a 8 o 16 bits, respectivamente y de $[0-1]$ si son de tipo «*double*», por convención [7]. Lo anterior se debe a que ésta se encuentra definida matemáticamente por unos funciones o ecuaciones que la representan y éstas a su vez tienen parámetros que son los que se manipulan para que el contorno o curva tenga unos cambios evolutivos durante la ejecución del algoritmo y llegue a tener la forma de la región que se desea segmentar. Además, esta curva se ve alterada por fuerzas propias de la imagen[11].

Las fuerzas de que se habla en el párrafo anterior, se conocen como energía externa y energía interna, donde la primera corresponde a la energía de la imagen y la fuerza impuesta por el usuario o energía restrictiva, y la segunda, corresponde a la energía propia de la curva, y controlan sus características intrínsecas, las cuales definen la forma que tomará la curva durante su evolución y su capacidad de adaptarse a los límites de la región de interés, bien sea en su elasticidad o rigidez. La energía de la imagen

está definida por la información que tiene en sí misma en términos de intensidad y está conformada por otros parámetros conocidos como la energía de borde, línea que está relacionada directamente con las intensidades en la imagen, es decir $I(x, y)$ y terminación por encontrar las terminaciones de segmentos de línea y esquinas. Los parámetros anteriormente mencionados tienen en el algoritmo sus respectivas ponderaciones para configurar con ello el grado de importancia de cada una de éstas. Cabe aclarar que el término energía se usa de forma indistinta, ya que en el presente proyecto se refiere a un cambio dentro de la curva o el dinamismo de la misma, conforme va avanzando dentro de la imagen, y donde ésta se ve afectada por características propias de la imagen analizada[11].

Este modelo es controlado básicamente por la continuidad, donde las fuerzas de la imagen empujan el «snake» hacia las características sobresalientes de ésta como lo son las líneas, bordes y contornos subjetivos. Las fuerzas externas restrictivas son responsables, entonces, de poner el «snake» cerca del mínimo local deseado. Estas fuerzas pueden venir de un interfaz de usuario, mecanismos automáticos o interpretaciones de alto nivel [3, 11].

Representando de forma paramétrica la posición de un «snake» $v(s) = (x(s), y(s))$, podemos escribir su energía funcional como:

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds$$

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s)) ds$$

Donde:

- « E_{int} » Representa la energía interna del «spline» debido a la flexión.
- « E_{image} » representa la energía de la imagen.
- « E_{con} » da aumentos a las fuerzas de restricciones externas.

La metodología para segmentar mediante el modelo «Snakes» se encuentra muy ligada al contorno inicial que se asigna. Inicialmente se muestra la imagen MRI con su respectiva etiqueta para poder realizar la respectiva inicialización, en la figura 4 se puede observar en el lado izquierdo la imagen MRI en un tono verde con unas zonas de color rosa que representan la etiqueta y en el lado derecho la imagen MRI a segmentar.

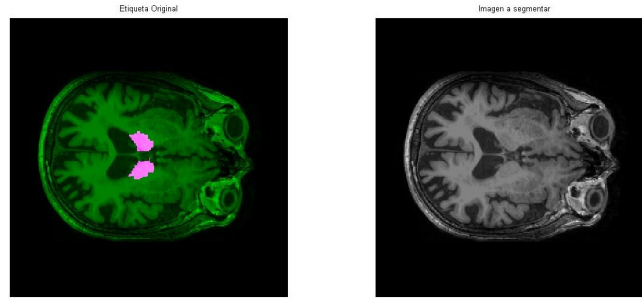


Figura 4: Etiqueta e imagen a segmentar de izquierda a derecha respectivamente de la capa 133 del volumen de resonancia magnética del paciente 3.

Después de la visualización de la etiqueta y la imagen a segmentar es necesario realizar la inicialización del contorno, la cual se logra a través de la función «*getpts*» que permite, mediante el puntero del mouse poner puntos sobre la imagen para ir definiendo la forma inicial; con cada punto no se puede visualizar el trayecto de la curva, sin embargo, el trayecto de ésta viene dado por el orden y la posición de cada uno, después de completar los puntos que se considere forman la curva inicial, se da un doble click para finalizar la inicialización.

Después de realizar la inicialización se debe implementar la función «*Snake2D*», la cual se encarga de implementar el algoritmo del modelo «*Snakes*», donde el contorno inicial dado evolucionará durante un número de iteraciones, ajustándose a las diferentes formas que se encuentran en la imagen.

$$[Coordenadas, Seg] = Snake2D(I, P, Options)$$

Donde:

- «*I*» es la imagen MRI.
- «*P*» es el contorno inicial dado a través de coordenadas.
- «*Options*» es un elemento tipo «*struct*» el cual contiene la configuración dada a los parámetros del modelo («*Options = struct*»).
- «*Coordenadas*» son las coordenadas de los puntos que conforman el contorno final.
- «*Seg*» es una imagen binaria que contiene la región segmentada.

El parámetro «*Options*» se configura asignándole un valor a diferentes atributos o propiedades de éste seguido de un «*.*» y el nombre del atributo, de la siguiente forma:

$$Options.Propiedad : valor$$

De ésta forma se puede asignar la cantidad de iteraciones o los valores para los diferentes parámetros:

$$Options.Iterations : 15$$

Las propiedades o atributos que se pueden configurar para el modelo «*Snakes*» son los siguientes:

- «nPoints»: Número de puntos que conforman el contorno. (Configuración por defecto: 100)
- «Gamma»: Pasos de tiempo. (Configuración por defecto: 1)
- «Iterations»: Número de iteraciones. (Configuración por defecto: 100)
- «Sigma1»: Parámetro usado para calcular derivadas de la imagen. (Configuración por defecto: 10)
- «Wline» : Determina la atracción hacia líneas claras u oscuras, dependiendo de su peso. (Configuración por defecto: 0.04)
- «Wedge» : Determina la atracción hacia bordes. (Configuración por defecto: 2)
- «Wterm» : Determina la atracción a terminaciones de líneas y esquinas. (Configuración por defecto: 0.01)
- «Sigma2» : Parámetro usado para calcular el gradiente de la imagen, dando las fuerzas de ésta. (Configuración por defecto: 20)
- «Alpha» : Parámetro de primer orden que hace que el snake se comporte como una membrana. (Configuración por defecto: 0.2)
- «Beta» : Parámetro de segundo orden que hace que el snake se comporte como un plato delgado. (Configuración por defecto: 0.2)
- «Kappa» : Peso de las fuerzas externas de la imagen. (Configuración por defecto: 2)

Teniendo todos los parámetros configurados se hace uso de la función «Snake2D», lo que permite obtener finalmente la segmentación.

La configuración dada para la segmentación de la imagen mostrada en la figura 4 es la siguiente: se debe tener en cuenta que los parámetros que no se configuraron usaron la configuración por defecto:

```
Options = struct
Options.Gamma = 3
Options.Iterations = 15
Options.Sigma1 = 5
Options.Wline = -1
Options.Wedge = 15
Options.Alpha = 1,2
Options.Beta = 0,5
```

$$\begin{aligned} Options.Kappa &= 1,5 \\ [Coordenadas, Seg] &= Snake2D(I, P, Options) \end{aligned}$$

Después de realizado éste proceso se obtiene como resultado de la segmentación la imagen derecha presentada en la figura 5; además se puede observar en la parte izquierda de color azul el contorno inicial y en color rojo, el color final, mostrando así la evolución de la curva.

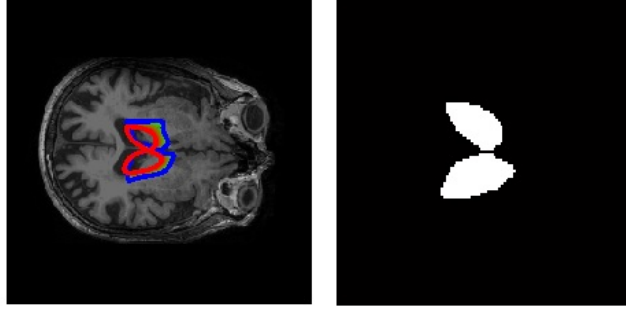


Figura 5: Movimiento de snake y región segmentada de izquierda a derecha respectivamente de la capa 133 del volumen de resonancia magnética del paciente 3.

3.4. Segmentación de imágenes de resonancia magnética por Chan-Vese Model:

El modelo «*Chan-Vese*» está basado en los contornos activos. Al igual que los «*Snakes*», éste método cuenta con una curva que evoluciona iterativamente ajustándose a la forma o región deseada; sin embargo puede decirse que el modelo «*Chan-Vese*» es una evolución del «*Snakes*». Este modelo cuenta con una mejora ya que permite incorporar parámetros que determinan la suavidad de la curva en los bordes y los valores de intensidad dentro y fuera del límite de la región a segmentar. Al estar basado en bordes y regiones homogéneas presenta una gran ventaja, ya que ésto le permite ajustarse incluso a bordes que cuenten con esquinas. Cuenta con la facilidad de detectar contornos tanto internos como externos, incluso si sus bordes no se encuentran bien definidos por las variaciones de intensidad («*Gradiente*»), y permite diferenciar regiones tales como los huesos, de los tejidos blandos y otros objetos, como instrumentos médicos, si es el caso. Esté modelo es basado en funcionales de energía; es un modelo que se realiza de forma semi-automática, ya que inicialmente se le debe realizar una configuración determinada a los parámetros que determinan las características mencionadas con anterioridad y así obtener la región deseada, además de darle un contorno inicial como inicialización, el cual evolucionará ajustándose al objeto o región de interés. Su energía funcional se puede escribir como:

$$F(C, C1, C2) = \mu L(C) + \lambda_1 \int_{insideC} |f(x) - C_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{outsideC} |f(x) - C_2|^2 dx$$

Donde:

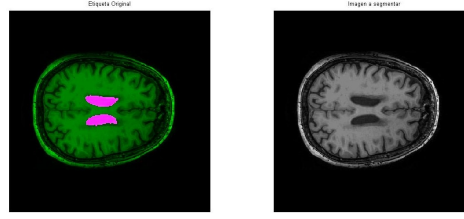


Figura 6: Etiqueta e imagen a segmentar de izquierda a derecha respectivamente de la capa 168 del volumen de resonancia magnética del paciente 1.

- «C1» Constante que aproxima la intensidad de la imagen dentro del contorno.
- «C2» Constante que aproxima la intensidad de la imagen fuera del contorno.»
- « $\mu, \lambda_1, \lambda_2$ » Parámetros fijos positivos, que representan el peso que tienen otros parámetros para determinar así los niveles de intensidad que se deben tener en cuenta dentro y fuera del contorno.
- «L(C)» Tamaño de la curva evolutiva.
- «f(x)» Imagen a segmentar.

La metodología para segmentar mediante el modelo de «*Chan-Vese*» va muy ligada a el contorno inicial que se le asigne a la imagen que se desea segmentar, pues esta fuerza externa se vuelve una guía de hacia dónde o cómo debe evolucionar la curva que se ajusta a la estructura específica deseada.

Inicialmente se debe mostrar la imagen etiqueta para poder observar cuál es la segmentación esperada («Etiquetas»); adicional a esto en la misma figura se muestra la imagen de resonancia magnética correspondiente, en la figura 6 se puede observar en el lado izquierdo la imagen MRI, en un tono verde con unas zonas de color rosa que representan la etiqueta, y en lado derecho, la imagen MRI que debe ser segmentada, donde la estructura de interés el ventrículo cerebral:

Después de visualizar las imágenes se debe dar un contorno inicial para la curva que irá evolucionando y dando forma a la estructura deseada; para éste proceso se implementaron 2 formas que se enseñan a continuación:

1. Función «createPhi2D»:

$$phi = createPhi2D(a, b, c, d)$$

Donde:

- «a» es la imagen MRI.
- «b» es la cantidad de circunferencias en el eje x.
- «c» es la cantidad de circunferencias en el eje y.

- «d» es el radio de la circunferencia.
- «phi» es el contorno inicial.

Ésta función se puede encontrar en el paquete de funciones otorgadas por el toolbox de segmentación de imágenes «*Chan-Vese Model*», la cual permite generar circunferencias en la imagen a segmentar; ésta función permite definir por medio de filas y columnas la cantidad de circunferencias que aparecerán en la imagen distribuidos proporcionalmente de forma centrada en ésta; además, cuenta con una característica que facilita la evolución de la curva, ya que presenta un efecto de degradado de negro a blanco, desde la parte externa del círculo hasta el centro de éste; en la figura 7 se muestra la inicialización dada a la capa del ventrículo presentada en la figura 6.

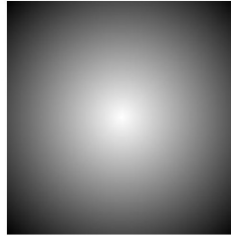


Figura 7: Contorno inicial para la capa 168 del volumen MRI del paciente 1

Como se puede observar en la figura 7 se presenta el efecto mencionado anteriormente; sin embargo, al momento de segmentar el contorno inicial mostrado es sólo una circunferencia; se debe tener en cuenta que la cantidad de circunferencias total como contorno «phi» viene dado por la multiplicación de «b y c». Para este caso el contorno phi empleado se creó con los siguientes parámetros.

$$phi = createPhi2D(I, 1, 1, 10)$$

2. Función «roipoly»:

Ésta función se encuentra por defecto en matlab; su funcionamiento es muy sencillo ya que sólo requiere tener una figura disponible a la cual se le vaya a realizar el contorno; después de contar con la figura a través del cursor se irán dando clicks en la imagen encerrando la región que se considera será el contorno inicial para la segmentación. Como resultado se puede observar una imagen binaria donde la región deseada está de color blanco, y el resto de la imagen, que no es la zona de interés, está de color negro. En la figura 8 se puede encontrar en el lado izquierdo la imagen MRI en un tono verde con unas zonas de color rosa que representan la etiqueta y en lado derecho la imagen MRI que debe ser segmentada, donde la estructura de interés es el tálamo, y en la figura 9 se puede observar la inicialización dada a través de la función «roipoly».

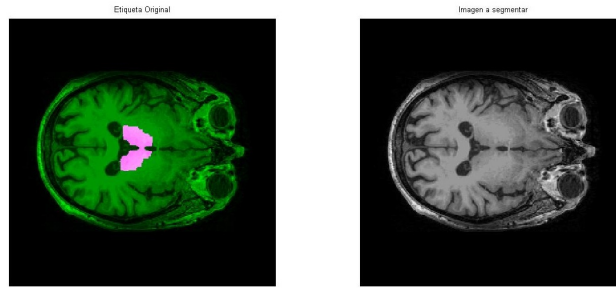


Figura 8: Etiqueta e imagen a segmentar de izquierda a derecha respectivamente de la capa 152 del volumen de resonancia magnética del paciente 5.



Figura 9: Contorno inicial para la capa 152 del volumen MRI del paciente 5

Después de realizar la inicialización se debe implementar la función «ChanVese2D», la cual se encarga de implementar el algoritmo del modelo «Chan-Vese», donde el contorno inicial dado evolucionará durante un número de iteraciones, ajustándose a las diferentes formas que se encuentran en la imagen.

$$Seg = ChanVese2D(I, phi, lam1, lam0, nue, f, g, dt)$$

Donde:

- «I» es la imagen MRI.
- «phi» es el contorno inicial.
- «lam1» peso de las regiones dentro del contorno («Parámetro positivo»).
- «lam0» peso de las regiones fuera del contorno («Parámetro positivo»).
- «nue» define la sensibilidad que tendrá la curva respecto a las regiones que encuentre conforme evoluciona.
- «f» número de iteraciones.

- «g» define los espacios o regiones hacia donde el contorno se pueda sentir atraído según su peso
- «dt» tiempo al que evoluciona el contorno .

Para cada estructura a segmentar se debe tener en cuenta una determinada combinación de parámetros para dar una mejor exactitud, es por eso que se encontraron algunas recomendaciones o detalles de como funcionan los parámetros para ser un poco más precisos, las cuales se muestran a continuación:

1. El resultado de la segmentación se ve altamente influenciado por como se haya definido el contorno inicial.
2. Dar un contorno más ajustado hará que se incremente el porcentaje de similitud entre el resultado de la segmentación y las etiquetas, ya que es una fuerza externa que evitará que la curva evolucione hacia estructuras erróneas.
3. Cuando «lam1» y «lam0» tienen valores similares, el contorno tiende a quedarse estático o a no evolucionar mucho.
4. Si se desea que la curva evolucione hacia dentro del contorno inicial, se recomienda tener un valor «lam1» mucho mayor a «lam0».
5. Si se desea que la curva evolucione expandiéndose fuera del contorno inicial, se recomienda tener un valor «lam0» mucho mayor a «lam1».
6. Tener un valor alto de «nue» disminuye la sensibilidad respecto a pequeñas estructuras que pueden no ser de interés, lo que permitirá dar como resultado la estructura principal; sin embargo, si se desea segmentar estructuras muy pequeñas o con pequeños cambios de intensidad, se recomienda conservar un valor bajo.
7. El número de iteraciones se debe restringir a cuando se obtenga la estructura deseada ya que si deja una alta cantidad de iteraciones puede tender a desaparecer la curva, esto en el caso de que se desee segmentar una estructura dentro del contorno inicial, o puede seleccionar todo si el contorno evoluciona expandiéndose; si por el contrario, la cantidad de iteraciones es demasiado baja, puede ser insuficiente para que el contorno evolucione correctamente dejando la segmentación incompleta.
8. Si la región o estructura a segmentar es oscura, se recomienda un valor alto para el parámetro «g».
9. Si la región o estructura a segmentar es clara, se recomienda un valor bajo para el parámetro «g».
10. Un valor alto o bajo de «dt» puede hacer que el contorno evolucione más rápido o más lento respectivamente.

Para la segmentación del ventrículo en la capa 168 del paciente 1 (Ver figura 6) se usaron los siguientes parámetros:

$$Seg = ChanVese2D(I, phi, 2, 18, 5, 40, 15, 0,001)$$

En la figura 10 se observa en la parte izquierda como la curva se ha adaptado a diferentes formas dentro de las cuales se encuentra el ventrículo cerebral y en la parte derecha la segmentación completa después de haber extraído la estructura de interés.

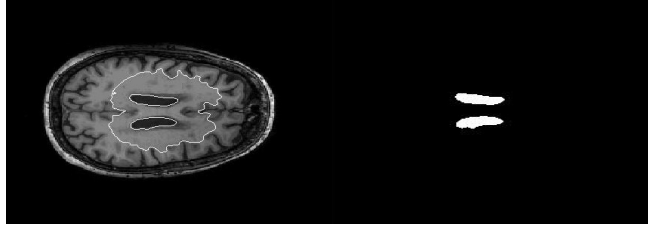


Figura 10: Segmentación indirecta y segmentación final de izquierda a derecha respectivamente de la capa 168 del volumen de resonancia magnética del paciente 1.

Para la segmentación del tálamo en la capa 152 del paciente 5 (Ver figura 8) se usaron los siguientes parámetros:

$$Seg = ChanVese2D(I, \phi, 900, 0, 1800, 40, 1970, 0, 0001)$$

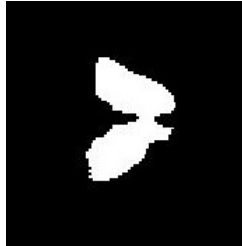


Figura 11: Segmentación del tálamo en la capa 152 del paciente 5.

3.5. Segmentación de imágenes de resonancia magnética por análisis de texturas:

El modelo de análisis de texturas en imágenes permite cuantificar los objetos contenidos en una imagen y así extraer la caracterización del mismo, lo que a su vez produce una delimitación en una imagen con texturas que tienen el mismo comportamiento; está bien aclarar que el término «Textura», aquí usado para referirse a una imagen, busca hacer referencia a cierto tipo de elementos descriptores de la imagen como: suavidad, rugosidad, regularidad, granuralidad. Además, este modelo presenta varios enfoques de análisis en la imagen, los cuales son: el estadístico, espectral o por filtrado digital y el enfoque de Multi-Resolución o la aleatoriedad de un patrón en la imagen, bien conocido como entropía; además, se hace importante la repetición de un patrón espacial, que puede ser de forma periódica o aleatoria[2, 14][7].

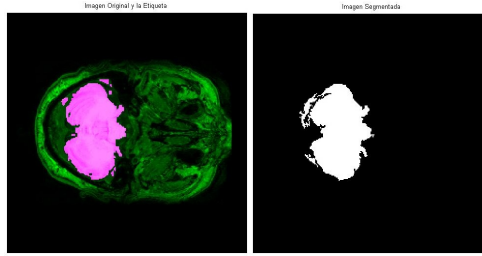


Figura 12: Imagen original con la región deseada e imagen segmentada de la capa 94 del paciente 5

La segmentación realizada por análisis de textura se realizó implementando el método conocido como «*Skull Stripping*»; este modelo está mas enfocado a separar el cerebro del cráneo, haciendo uso de operaciones morfológicas matemáticas, como apertura y cierre sobre la imagen a segmentar. El proceso de apertura hace realiza un proceso primero de erosión y luego de dilatación para separar los tejidos del cerebro de otros y del cráneo completamente, y luego se realiza un procedimiento de cerrado a la imagen a procesar que se requiere para llenar huecos dentro y a lo largo de la periferia correspondiente a la estructura a ser segmentada. Esto se hace necesario hacerlo para mejorar el resultado de detección de bordes y proporcionar una mejor separación de los tejidos[17].

Esta metodología de segmentación debido, al proceso morfológico requerido, y previo a éste, se requiere de un proceso de binarización, el cual se logra implemetando una técnica de umbralización, donde éste se obtiene calculando el valor e intensidad promedio de la zona que se desea extraer de la imagen, pero en el algoritmo este umbral se usa de tal forma que permite obtener una imagen binaria, ya que lo que realmente se busca son los valores mayores a este valor de intensidad, es decir, que se emplea en el código una operación de comparación dentro de la imagen analizada donde los valores mayores al umbral toman el valor de «1», y los que no cumplan la condición, toman el valor de «0». Éste umbral permite separar objetos de interés; por ello ésta técnica está definida como una forma de segmentación simple y eficiente que permite separar los píxeles de la imagen. En conclusión, el resultado es una imagen binaria que contiene una forma similar a la región de la etiqueta original y puede verse en lado derecho de la 12. Este proceso aplica para las imágenes en escala de grises, pero para el caso de este documento no es inconveniente, debido a que las imágenes que se usaron durante el desarrollo del proyecto ya se encontraban en escala de grises, lo que permite tratar de forma directa los valores de intensidad de cada píxel en la imagen.

El proceso de «*umbralización*» descrito anteriormente produce una imagen binaria que puede contener píxeles que necesariamente no pertenezcan a la región deseada, que son objetos muy pequeños en la segmentación que parecen ruido; entonces se aplica a la imagen binarizada una función conocida como «*bwareaopen*», a la cual se le configura un parámetro para que con ello elimine píxeles que no son necesarios, aunque este parámetro puede ser usado intencionalmente para determinar que aparezcan píxeles que pueden hacer parte de la región deseada; a este proceso se le conoce como apertura de área en el campo de tratamiento de imágenes digitales.

Para lograr controlar la segmentación con esta metodología de análisis de textura al algoritmo se le configuran algunos parámetros, que en conjunto y administrándolos conforme se presentan los resultados al momento de realizar la segmentación en una capa, se puede obtener la región deseada, por lo que se puede decir que las líneas mas representativas del algoritmos son las siguientes:

Se define el umbral

$$binaryImage = grayImage > a$$

Se filtran píxeles muy pequeños no deseados para también así tener una mejor definición de los bordes

$$\begin{aligned} binaryImage &= bwareaopen(binaryImage, b) \\ se &= strel('disk', c) \\ binaryImage &= imerode(binaryImage, se) \end{aligned}$$

Por último y para poder obtener la región deseada, se usa la misma función que ya ha sido mencionada «*bwbondaries*».

El parámetro «a» es el valor de la intensidad de umbral, «b» es el valor que se puede usar también para sesgar el algoritmo a que maneje determinada información de la imagen original y sea más eficiente al momento de entregar un resultado de una imagen binaria a la cual se le realiza un proceso de erosionado, lo que ayuda también a filtrar puntos muy pequeños que no se necesitan en el resultado final; el parámetro «c», simplemente define el radio de la forma circular de l elemento estructurante «se»; ya después de esto, se puede observar que en esta imagen binarizada se ve la región de interés y es por ello que se usa la función «*bwbondaries*», y así se obtiene la imagen que se puede observar en la figura 12.

3.6. Integración de las imágenes resultado para la presentación final de volumen del volumen cerebral mediante cubos marchantes:

Para la integración de las imágenes inicialmente se deben agrupar en un solo volumen, esto se realiza para cada estructura, posteriormente se implementa el «*Toolbox Graph*», el cual, a través de la implementación de cubos marchantes, realiza una reconstrucción tridimensional de cada estructura, que es un algoritmo que permite construir un modelado 3D a través de información volumétrica y entregando una imagen cuyo elemento de mínima representación en tres dimensiones es conocido como voxel . Ésta técnica de visualización renderiza la parte superficial, interviniendo sólo los vóxeles más externos del objeto, es decir aquellos que son visibles. La información volumétrica se obtiene a través de capas en 2D, las cuales forman una secuencia continua de la superficie del objeto; es claro que para la construcción del modelo 3D las imágenes deben posicionarse correctamente. Éste algoritmo produce una malla de triángulos calculando iso-superficies. [13, 10]. Para más información de la implementación de éste puede visitarse el enlace web mostrado en su respectiva descripción dentro de la caja de herramientas.

Capítulo IV

ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LOS MÉTODOS IMPLEMENTADOS

Para el análisis se decide exponer solamente los errores estadísticos de las capas más representativas, ya que la cantidad de capas que cada estructura posee es considerable, además de tener en cuenta que por cada paciente se segmentaron 4 estructuras por cada uno de los métodos planteados en el documento («*Snakes*», «*Chan-Vese Model*», «*Análisis de Textura*»). Se expone de esta forma diferentes rangos de imágenes para cada estructura en cada paciente. En las siguientes tablas se visualizan los datos recolectados mediante diferentes errores estadísticos de los resultados obtenidos con respecto a las etiquetas de los médicos. En color verde se encuentran las capas más representativas que lograron obtener una mayor similitud, y en color rojo los valores con la menor similitud respecto a las etiquetas con las cuales se contrastó los métodos.

1. Implementando el modelo «Snakes»

Al implementar el modelo «*Snakes*» de forma principal se puede evidenciar que es una mala opción si las regiones a segmentar son de tamaño reducido; por el contrario para regiones de mayor tamaño presenta mejores resultados. Durante el análisis de las estructuras ventrículo, tálamo e hipocampo, se evidencian, a través de sus capas, pequeñas regiones que hacen difícil la segmentación, ya que el método no tiene la capacidad de adaptarse a éstas, y más cuando se pueden encontrar esquinas en el borde de las regiones. El cerebro, siendo una estructura de un tamaño considerable, presenta valores de mayor similitud, afirmando que el modelo presenta comportamiento en estructuras de mayores dimensiones; sin embargo no se alcanza a lograr un borde bien definido, lo que hace que el método no sea aplicable a éste tipo de estudios. En las tablas 1, 2, 3, 4 se encuentran valores muy variables. Siendo las regiones pequeñas las más complejas al segmentar, no se logra encerrar u obtener la región correcta, ya que el contorno inicial se ve afectado por mayores cambios de intensidad de otras regiones, lo que perturba la evolución de la curva. Las regiones de mayor tamaño cuentan con la ventaja de poseer grandes cambios de intensidad, lo que facilita que la evolución de la curva sea la correcta. Sin embargo, el método, al no contar con la capacidad de adaptación a los bordes con esquinas, no deja que la segmentación sea eficaz.

1.1. Ventrículo

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	[145-154]	40.84	41.09	23.59
	[155-164]	66.38	65.02	21.37
	[165-172]	49.5	48.88	12.41
PACIENTE 2	[81-90]	22.74	19.41	2.97
	[91-100]	37.98	36.87	3.85
	[101-110]	50.46	49.03	17.01
PACIENTE 3	[63-72]	29.61	26.59	2.62
	[83-92]	46.08	37.64	4.59
	[93-102]	17.09	16.39	23.33
PACIENTE 4	[137-136]	39.68	33.63	4.39
	[157-166]	19.86	17.12	5.41
	[217-226]	76.1	74.07	6.34
PACIENTE 5	[92-101]	40.39	37.3	2.93
	[102-111]	42.74	38.91	3.88
	[122-131]	32.47	28.11	24.63
PACIENTE 6	[93-102]	52.34	46.87	2.69
	[113-122]	38.36	32.16	5.68
	[123-132]	48.64	48.53	28.78

Tabla 1: Análisis estadístico para algunas capas del ventrículo cerebral de cada paciente mediante el modelo Snakes.

1.2. Tálamo

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	[137-146]	45.16	45.02	13.21
	[147-156]	74.25	74	12.44
	[157-159]	24.71	22.24	11.57
PACIENTE 2	[125-124]	52.74	50.28	8.07
	[135-134]	79.75	79.79	6.66
	[145-152]	65.7	64.11	7.78
PACIENTE 3	[109-108]	36.86	35.62	13.54
	[119-118]	74.21	73.22	11.29
	[129-139]	57.39	56.65	5.11
PACIENTE 4	[118-127]	47.41	45.78	5.54
	[128-137]	72.7	71.58	4.08
	[138-144]	48	47.04	13.33
PACIENTE 5	[129-138]	50.25	48.86	7.12
	[139-148]	74.85	74.89	5.79
	[159-168]	66.59	63.86	10.75
PACIENTE 6	[132-141]	42.39	39.13	5.83
	[142-151]	76.6	75.73	3.41
	[152-154]	48	47.06	4.54

Tabla 2: Análisis estadístico para el tálamo de cada paciente mediante el modelo Snakes.

1.3. Hipocampo

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	123-132	71.86	71.5	7.4
	133-142	37.77	36.04	12.47
	143-144	10.16	6.99	11.7
PACIENTE 2	115-124	53.84	53.32	19.17
	125-133	21.54	17.57	11.98
PACIENTE 3	102-111	62.11	60.64	19.56
	112-118	24.83	18.14	18.85
PACIENTE 4	107-116	58.36	58.06	6.82
	117-126	41.1	37	5.69
	127-128	25.98	13.4	4.48
PACIENTE 5	118-127	55.79	53.52	6.62
	128-137	40-1	35.98	14.16
	138-149	22.67	10.94	3.04
PACIENTE 6	121-130	58.98	57.78	20.84
	131-139	20.14	17.86	9

Tabla 3: Análisis estadístico para el hipocampo de cada paciente mediante el modelo Snakes.

1.4. Cerebro

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	164-174	89.33	91.14	18.56
	175-184	83.16	84.66	21.38
PACIENTE 2	142-152	86	88.82	20.09
	153-162	87.55	90.13	19.34
PACIENTE 3	128-138	82.11	85.11	14.29
	139-148	85.99	88.68	20.05
PACIENTE 4	77-87	87.63	88.3	10.33
	88-96	87.7	88.56	17.69
PACIENTE 5	180-190	84.22	85.89	26.55
	191-200	77.14	77.75	19.72
PACIENTE 6	118-128	86.23	88.27	19.18
	129-138	79.32	82.31	22.82

Tabla 4: Análisis estadístico para el cerebro de cada paciente mediante el modelo Snakes.

2. Implementando el modelo «Chan-Vese»

En la implementación del modelo «Chan-Vese», uno de los puntos que mas llamó la atención es el hecho de que se encontraron valores con gran similitud a las etiquetas con las cuales se contrastó. El modelo «Chan-Vese», como se puede observar en las tablas 5, 6, 7, 8, presentan un margen de error reducido en casi la totalidad del contenido de

éstas. Se puede decir que la información obtenida a través de las segmentaciones tiene un alto grado de confianza. Este modelo se basa en la capacidad de obtener o segmentar regiones homogéneas, incluso si carecen de ésta en su intensidad. Al no depender de un gradiente, con la configuración adecuada es posible segmentar estructuras de diferentes dimensiones con altos porcentajes de acierto dando confianza y credibilidad a sus resultados. Las estructuras más sencillas de segmentar mediante el presente método, son el ventrículo y el cerebro, ya que éstas son homogéneas, de un mayor tamaño a las otras y muy bien definidas en sus regiones. Sin embargo se presenta un margen de error debido a que en los bordes la intensidad no es tan definida como en el centro de la región. El tálamo y el hipocampo por el contrario a pesar de obtener buenos resultados, son un poco más complejas al momento de segmentar, ya que estas estructuras se encuentran ubicadas dentro o alrededor de otras que poseen valores de intensidad similares, lo que hace que la curva evolutiva traspase los bordes deseados. Es allí cuando a través de los diferentes parámetros como: número de iteraciones, valores dentro y fuera del contorno, entre otros, se vuelven parte importante en la implementación del método.

2.1. Ventrículo

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	[145-154]	88.3	88.34	6
	[155-164]	95.53	95.62	4.88
	[165-172]	87.24	86.95	3.46
PACIENTE 2	[81-90]	90.11	89.83	0.57
	[91-100]	90.22	89.98	1.05
	[101-110]	90.53	90.32	0.92
PACIENTE 3	[63-72]	91.36	91.16	0.59
	[83-92]	93.87	93.8	1.87
	[93-102]	90.53	90.4	1.08
PACIENTE 4	[137-136]	83.65	82.66	1.78
	[157-166]	94.72	94.5	0.72
	[217-226]	96.62	96.65	0.96
PACIENTE 5	[92-101]	85.95	85.4	2
	[102-111]	95.28	95.2	1.28
	[122-131]	81.78	81.37	2.45
PACIENTE 6	[93-102]	88.71	88.37	1.15
	[113-122]	80.21	79.22	1.5
	[123-132]	88.78	88.8	1.85

Tabla 5: Análisis estadístico para algunas capas del ventrículo cerebral de cada paciente mediante el modelo Chan-Vese.

2.2. Tálamo

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	137-146	83.14	82.95	2.13
	147-156	91.46	91.51	1.75
	157-159	74.43	73.1	0.92
PACIENTE 2	125-124	81.95	81.75	1.94
	135-134	87.85	87.92	2.19
	145-152	81.47	81.39	2.48
PACIENTE 3	109-108	80.22	79.5	2.49
	119-118	89.61	89.6	2.22
	129-139	83.39	82.84	2.03
PACIENTE 4	118-127	86.83	86.62	1.42
	128-137	92.69	92.67	2.07
	138-144	86.37	86.16	2.24
PACIENTE 5	129-138	88	87.98	2.18
	139-148	90.34	90.32	2.48
	159-168	89.62	89.52	1.43
PACIENTE 6	132-141	85.15	84.9	2.39
	142-151	91.66	91.63	2.18
	152-154	87.63	87.61	1.18

Tabla 6: Análisis estadístico para el tálamo de cada paciente mediante el modelo Chan-Vese.

2.3. Hipocampo

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	123-132	89.46	89.41	1.66
	133-142	83.15	83.05	1.75
	143-144	90.03	89.39	0.64
PACIENTE 2	115-124	83.87	83.88	2.84
	125-133	82.86	82.66	2.11
PACIENTE 3	102-111	83.6	83.71	3.01
	112-118	80.27	79.84	3.62
PACIENTE 4	107-116	87.31	87.3	2.6
	117-126	81.57	81.09	2.35
	127-128	93.85	93.48	0.85
PACIENTE 5	118-127	87.55	87.49	2.23
	128-137	83.02	82.82	3.42
	138-149	100	100	0
PACIENTE 6	121-130	82.28	81.97	3.43
	131-139	80.93	80.51	0.98

Tabla 7: Análisis estadístico para el hipocampo de cada paciente mediante el modelo Chan-Vese.

2.4. Cerebro

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	164-174	97.66	98.07	11.03
	175-184	96.73	97.15	18.26
PACIENTE 2	142-152	95.94	96.71	10.67
	153-162	96.2	96.94	13.45
PACIENTE 3	128-138	93.32	94.41	13.11
	139-148	95.48	96.34	10.3
PACIENTE 4	77-87	93.55	93.92	12.44
	88-96	93.5	93.88	15.4
PACIENTE 5	180-190	97.29	97.57	9.74
	191-200	95.42	95.49	6.57
PACIENTE 6	118-128	92.12	93.32	18.89
	129-138	87.86	89.66	25.52

Tabla 8: Análisis estadístico para el cerebro de cada paciente mediante el modelo Chan-Vese.

3. Implementando análisis de textura

Para la segmentación por análisis de textura se implementó el método «*Skull Stripping*», un modelo enfocado a segmentar la estructura cerebral y separarla del cráneo completamente. Este algoritmo hace uso de operaciones morfológicas de apertura y cierre sobre la imagen a la que se le realiza el proceso de segmentación. A la imagen original a procesar se le realizó un proceso de binarización, el cual se logró implementando un procedimiento de umbralización en el algoritmo calculando el valor de intensidad promedio de la estructura segmentada y con ello se definió el valor de umbral. Las operaciones de apertura y cierre se comportan como filtrados morfológicos que permiten obtener una máscara o forma suavizada, lo que también incrementa la robustez del método. En la apertura se realiza un proceso de erosionado y luego realiza otro de dilatación que permite separar el cráneo del cerebro completamente en la imagen y de otras estructuras que lo rodean, para luego aplicar el cierre, que es el proceso opuesto al anterior, y así llenar las brechas al interior y largo de la periferia de la región intracraneal o de la estructura cerebral que se esté segmentando. Las tablas 9, 10, 11, 12, muestran claramente que la segmentación lograda sobre el cerebro presenta gran similitud. Este método «*Skull Stripping*», presenta un problema principal en la segmentación de tejidos intracraneales, debido a la homogeneidad que presentan éstos en sus intensidades, lo cual dificulta segmentar regiones de pequeño tamaño, como es el caso de las estructuras tálamo, hipocampo y ventrículo, aunque en éste último se presentaron mejores resultados que en las dos primeras estructuras ya mencionadas, ya que esta estructura es un poco más grande y presentaba mejor continuidad en los bordes de las fronteras de cada capa. Finalmente se puede decir que el método segmenta muy bien el cerebro completo, separándolo del cráneo, entregando una buena similitud con respecto a la imagen con la que se comparó.

3.1. Ventrículo

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	[145-154]	80.64	80.22	21.19
	[155-164]	89.80	89.84	12.54
	[165-172]	82.34	81.94	10.04
PACIENTE 2	[81-90]	56.33	55.47	1.69
	[91-100]	70.88	69.64	3.01
	[101-110]	80.89	80.35	1.42
PACIENTE 3	[63-72]	22.99	22.6	2.38
	[83-92]	89.76	89.38	2.34
	[93-102]	70.56	68.43	11.58
PACIENTE 4	[137-136]	39.77	38.3	2.81
	[157-166]	87.13	86.91	1.08
	[217-226]	92.9	92.94	6.35
PACIENTE 5	[92-101]	68.76	68.20	2.55
	[102-111]	86.69	86.29	1.08
	[122-131]	71.27	70.77	37.74
PACIENTE 6	[93-102]	40.04	39.31	2.87
	[113-122]	77.38	76.72	1.38
	[123-132]	69.04	68.44	5.58

Tabla 9: Análisis estadístico del ventrículo cerebral de cada paciente mediante análisis de textura.

3.2. Tálamo

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	[137-146]	15.17	15.05	23.34
	[147-156]	31.76	32.06	11.67
	[157-159]	1.96	2.06	13.35
PACIENTE 2	[125-124]	3.08	3.05	28.87
	[135-134]	15.65	14.1	20.14
	[145-152]	32.57	31.41	22.11
PACIENTE 3	[109-108]	11.02	10.96	18.26
	[119-118]	35.95	36.19	18.80
	[129-139]	20.17	20.29	15.81
PACIENTE 4	[118-127]	16.2	16.43	16.30
	[128-137]	46.29	46.92	12.45
	[138-144]	23.19	23.31	20.27
PACIENTE 5	[129-138]	3.37	3.58	23.65
	[139-148]	27.33	28.03	19.42
	[159-168]	11.56	11.54	17.43
PACIENTE 6	[132-141]	15.03	15.28	23.79
	[142-151]	51.08	51.42	19.41
	[152-154]	7.84	7.33	24.59

Tabla 10: Análisis estadístico para el tálamo de cada paciente mediante análisis de textura .

3.3. Hipocampo

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	123-132	23.18	20.21	27.42
	133-142	19.50	18.29	15,.84
	143-144	0.00	0.00	15.63
PACIENTE 2	115-124	34.56	34,04	39.08
	125-133	7.48	6.76	25.89
PACIENTE 3	102-111	28.25	26.88	22.82
	112-118	17.17	16.25	20.84
PACIENTE 4	107-116	20.54	17.00	28.05
	117-126	16.46	15.29	18.28
	127-128	30.71	28,.08	2.24
PACIENTE 5	118-127	22.69	21.37	30.72
	128-137	14,.05	12.74	26.66
	138-149	0.00	0.00	17.35
PACIENTE 6	121-130	18.30	18.42	40.19
	131-139	2.30	2.19	28.06

Tabla 11: Análisis estadístico para el hipocampo de cada paciente mediante análisis de textura.

3.4. Cerebro

	Capas	(%) Correlación	DSI	RMSE
PACIENTE 1	164-174	85.21	86.17	14.81
	175-184	89.15	90.31	22.13
PACIENTE 2	142-152	81.42	82.97	16.12
	153-162	93.96	95.11	15.84
PACIENTE 3	128-138	80.2	81.3	13.91
	139-148	84	85.03	16.26
PACIENTE 4	77-87	90.53	90.87	7.4
	88-96	88.68	89.05	13.61
PACIENTE 5	180-190	88.68	89.29	19.09
	191-200	81.29	80.38	11.26
PACIENTE 6	118-128	90.97	92.32	19.98
	129-138	86.84	88.28	25.54

Tabla 12: Análisis estadístico para el cerebro de cada paciente mediante análisis de textura.

4. Resumen Estadístico

En la siguiente tabla se presenta un conglomerado de los datos que estadísticamente justifican los resultados de las segmentaciones por cada método referenciados a su vez por estructura, donde además se puede observar las desviaciones estándar de cada uno y de cuyos resultados se evidenció que el método que entregó valores de correlación y del

parámetro «*Dice similarity index*» o DSI más altos y que presentó valores de la raíz del error cuadrático medio bajos y lo caracterizan según esta tabla como el mejor método de segmentación de los dos que se hicieron por contornos activos y comparándolo a su vez con análisis de textura fué el método de segmentación por «*Chan-Vese*». En la tabla se puede observar de color verde el método que más se destacó para cada estructura por cada método estadístico, y en color rojo el que menor rendimiento obtuvo respecto a cada estructura por cada método estadístico. Notablemente se observa como el modelo «*Chan-Vese*» es muy superior en todos los aspectos a los dos métodos restantes en todas las estructuras a excepción del cerebro, donde se evidencia que el porcentaje de similitud mediante análisis de textura, es también muy acertado y cercano al valor por «*Chan-Vese*». Para las demás estructuras se evidencias falencias ya que los modelos no tienen la capacidad de segmentar regiones de pequeños tamaños o con problemas de homogeneidad en los bordes; lo que hace que se obtengan regiones no deseadas ni acordes con las etiquetas. También se puede identificar que las estructuras con las cuales se obtuvo mejores resultados son aquellas que poseen el mayor tamaño; en este caso corresponden al cerebro y al ventrículo; en cambio para estructuras como el hipocampo y el tálamo con regiones pequeñas o en ocasiones no muy definidas se presentó un margen de error mayor, poniendo a prueba los métodos implementados. Es apropiado confirmar que el mejor método de segmentación para imágenes de resonancia magnética aplicado a las estructuras analizadas durante el trabajo es el modelo «*Chan-Vese*».

TABLA\MÉTODO	(%) Correlación	DSI	RMSE
Cerebro - Snakes	84.7±3.67	86.64±3.75	19.17±4.04
Cerebro - ChanVese	94.59±2.74	95.29±2.38	13.78±5.1
Cerebro - Texturas	86.74±4.35	87.59±4.51	16.33±4.87
Hipocampo - Snakes	40.37±21.58	36.58±21.38	11.45±5.96
Hipocampo- ChanVese	85.98±5.47	85.77±5.52	2.1±1.11
Hipocampo- Texturas	17.22±11.57	13.49±9.3	24.52±11.27
Tálamo - Snakes	57.64±15.98	56.38±16.47	8.34±3.52
Tálamo- ChanVese	86.21±4.74	86±5.03	1.98±0.46
Tálamo- Texturas	20.51±14.42	20.5±14.57	19.43±4.54
Ventrículo - Snakes	41.74±14.98	38.62±17.81	10.92±9.38
Ventrículo- ChanVese	89.63±4.69	89.37±4.93	1.9±1.49
Ventrículo- Texturas	70.95±19.58	70.32±19.79	7.09±9.34

Tabla 13: Resultados Estadísticos de los Tres Métodos de Segmentación Anteriormente Analizados

5. Algunas segmentaciones

En la figura 13 se puede observar el proceso de segmentación aplicado a la capa 106 del paciente 3 mediante el modelo «*Snakes*», de izquierda a derecha se puede apreciar, en una imagen MRI, la inicialización en color azul que se dió para segmentar el hipocampo de éste paciente; en la segunda imagen se muestra la energía externa otorgada por la inicialización y por la imagen como tal, mostrando zonas más oscuras que otras; en la

tercera se visualizan unas flechas azules que apuntan a la zona en la imagen donde se presentan mayores cambios de intensidad; y finalmente se presenta una zona encerrada por un contorno rojo, lo cual corresponde a la segmentación obtenida, la evolución de ésta curva se identifica de forma sencilla ya que también se muestra la inicialización y un color verde entre éstos, que es el cambio generado. También se puede ver en la figura 14 la etiqueta y la segmentación obtenida de izquierda a derecha respectivamente.

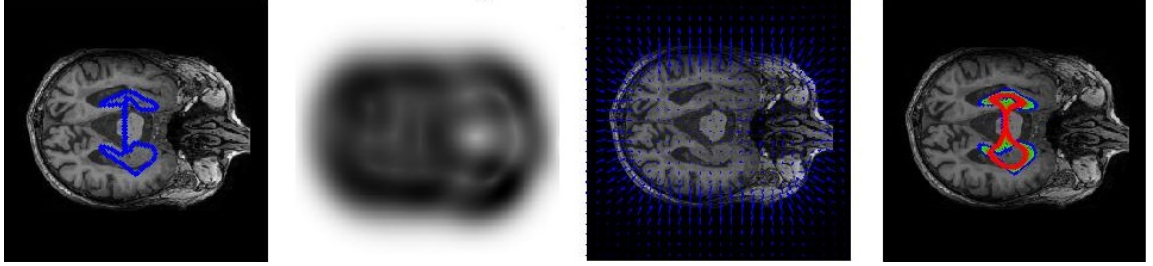


Figura 13: Proceso segmentación del tálamo en la capa 106 del paciente 3.



Figura 14: Resultado segmentación tálamo en la capa 106 del paciente 3.

Un aspecto a tener en cuenta es el cómo, a pesar de tener una inicialización algo ajustada, el método no logra converger correctamente, obteniendo un resultado alejado de la etiqueta de los médicos.

En la figura 15 se puede observar el proceso de segmentación aplicado a la capa 160 del paciente 1 mediante el modelo «*Chan-Vese*», para obtener como resultado la segmentación del ventrículo cerebral. En la parte superior izquierda la imagen MRI de color verdoso y la etiqueta correspondiente en un color fucsia, en la parte superior derecha se visualiza la inicialización dada para la segmentación: en la parte inferior izquierda se puede apreciar el resultado final de la segmentación, la cual se realiza de forma indirecta, pues se pueden observar otras formas o estructuras en ella; y finalmente, en la parte inferior derecha, se muestra la estructura específica después de haber sido extraída de la imagen de la parte inferior izquierda. Para la segmentación de ésta capa se usaron los siguientes parámetros:

$$phi = createPhi2D(I, 1, 1, 65)$$

$$Seg = ChanVese2D(I, phi, 25, 1, 6, 48, 48, 0,005)$$

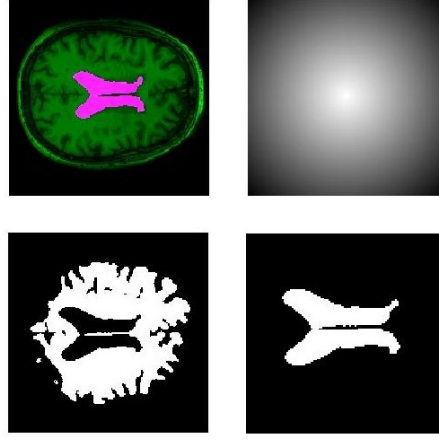


Figura 15: Proceso segmentación del ventrículo cerebral en la capa 160 del paciente 1.

En la figura 16 se puede observar el proceso de segmentación aplicado a la capa 116 del paciente 2 mediante el modelo «*Chan-Vese*», para obtener como resultado la segmentación del hipocampo; ésta es una de las estructuras más complejas de segmentar, ya que la zona en la que se encuentra ubicada contiene otras estructuras con intensidades de color y texturas similares, lo que dificultó su segmentación. En este tipo de ocasiones fue necesario realizar un contorno inicial más preciso, ya que de lo contrario podría desviarse ante otras estructuras; posterior a esto, los parámetros se ajustaron de una forma cuidadosa para que así su evolución fuera controlada y obtener algo más o menos aceptable. En la figura, de izquierda a derecha, la primera imagen muestra la imagen MRI y las etiquetas correspondientes, en la segunda imagen se muestra la inicialización dada y en la tercera imagen, la segmentación obtenida; si se aprecia con detenimiento la evolución del contorno de la imagen 2 a 3 es muy controlada, y más que en tamaño se refinan algunos aspectos de la forma; sin embargo no se logra encontrar una forma exactamente igual a la de la etiqueta. Para la segmentación de ésta capa se usaron los siguientes parámetros:

$$load('phi_2')$$

$$Seg = ChanVese2D(I, phi, 3000, 0, 900, 40, 1700, 0,0001)$$

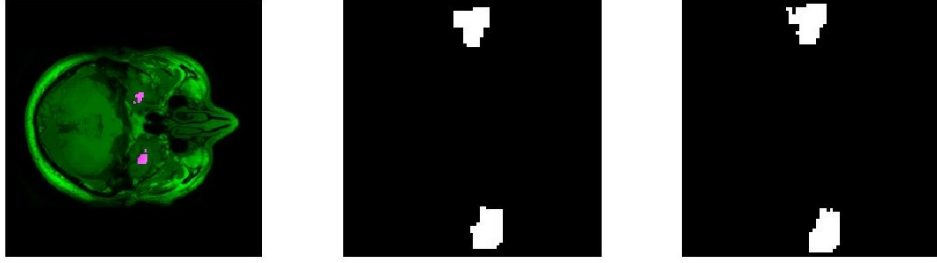


Figura 16: Proceso segmentación del hipocampo en la capa 116 del paciente 2.

En la figura 17 se puede observar el proceso de segmentación aplicado a la capa 150 del paciente 3 mediante el modelo «*Chan-Vese*», para obtener como resultado la segmentación del tálamo. A pesar de que la estructura se encuentra en casi un contacto directo con el ventrículo, se alcanzan a identificar diferentes intensidades que permiten realizar un buen contorno inicial. En la figura, de izquierda a derecha, la primera imagen muestra la imagen MRI y las etiquetas correspondientes; en la segunda imagen se muestra la inicialización dada, y en la tercera imagen, la segmentación obtenida. Para la segmentación de ésta capa se usaron los siguientes parámetros:

$$\begin{aligned} &load('ContornoPhi_11') \\ &Seg = ChanVese2D(I, phi, 1000, 0, 55, 100, 350, 0, 000027) \end{aligned}$$

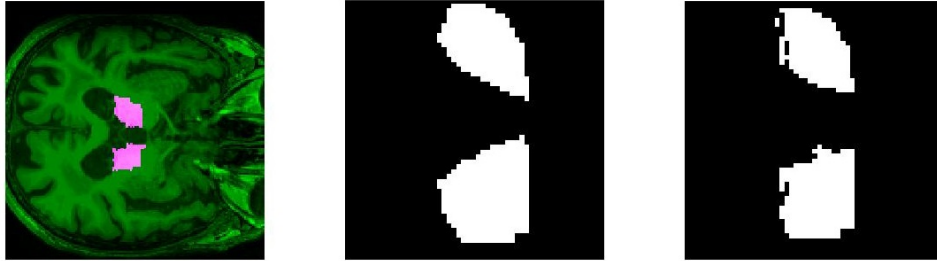


Figura 17: Proceso segmentación del tálamo en la capa 150 del paciente 3.

En la figura 18 se observa el proceso de segmentación aplicado a la capa 95 del paciente 4 mediante el modelo «*Chan-Vese*», para obtener como resultado la segmentación del ventrículo cerebral. En esta estructura se puede identificar como es posible segmentar el ventrículo de forma directa y no indirecta, como se realizó en la figura 15; también se observa una notable evolución del contorno y obteniendo como resultado una imagen muy similar a la etiqueta. En la figura, de izquierda a derecha, la primera imagen muestra la imagen MRI y las etiquetas correspondientes; en la segunda imagen se muestra la inicialización dada, y en la tercera imagen, la segmentación obtenida.

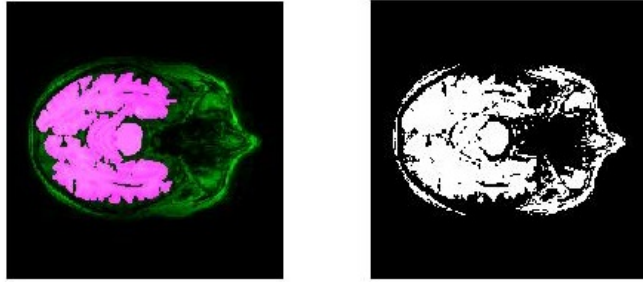


Figura 19: Imagen Original y Capa binarizada debido al umbral que se definió

Para la segmentación de ésta capa se usaron los siguientes parámetros:

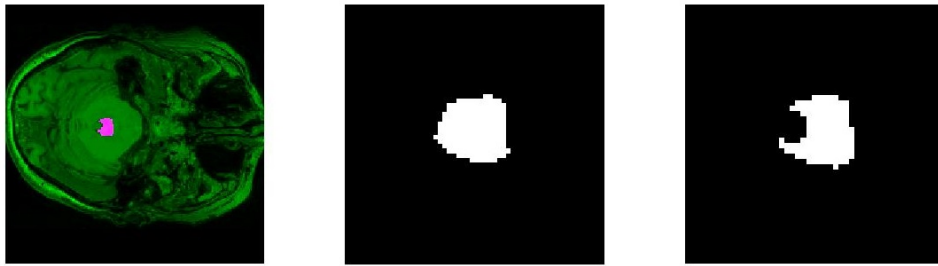
$$\begin{aligned} &load('ContornoPhi_19') \\ &Seg = ChanVese2D(I, phi, 1000, 0, 350, 80, 650, 0, 000045) \end{aligned}$$


Figura 18: Proceso segmentación del ventrículo en la capa 95 del paciente 4.

Las figuras 22, 23, 24, 25, 26, 27 muestran de izquierda a derecha la imagen MRI con la etiqueta sobrepuesta, la segmentación obtenida mediante el modelo «*Snakes*», la segmentación obtenida mediante el modelo «*Chan-Vese*» y la segmentación obtenida mediante análisis de textura respectivamente.

Observando los resultados de la segmentación por el modelo Chan-Vese, se puede presentar la segmentación realizada por análisis de textura, donde para ello se inicia con la definición de un umbral con el cual se determinan los valores de intensidades que hacen parte de la región deseada aproximadamente, lo cual se hizo por medio de la siguiente línea de código,

$$binaryImage = grayImage > 65$$

El resultado de la umbralización se puede ver como una imagen binaria en 19 al lado derecho, y al lado izquierdo de la misma la imagen original, la cual se desea segmentar con la región deseada allí sobrepuesta.

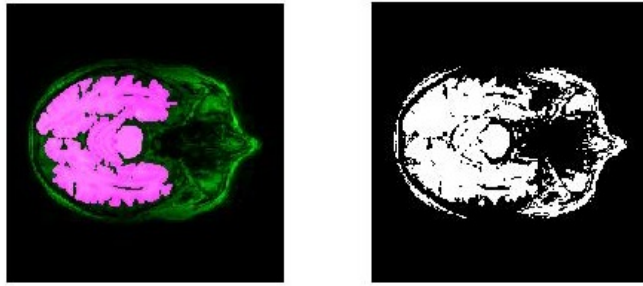


Figura 20: Imagen Binaria Filtrada con *bwareaopen*

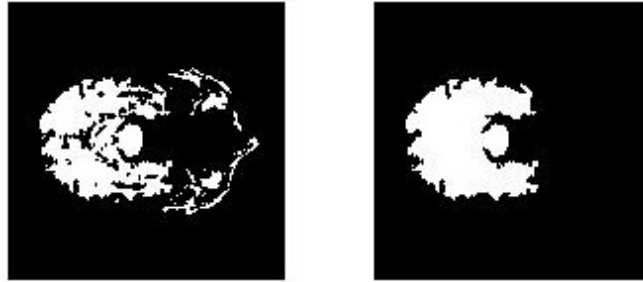


Figura 21: Imagen Binaria con *imrode* y el Resultado final.

Luego se usa la función «*bwareaopen*» para filtrar o eliminar cierta información que no hace parte de la región deseada; este proceso también entrega una imagen binaria, como se observa en 20.

```
binaryImage = bwareaopen(binaryImage, 1000)
```

Continuando con el proceso de segmentación por análisis de textura lo que genera es una máscara que sirvió como filtro en el momento que se implementó la función «*imrode*» que también ayuda a filtrar pequeños puntos que con este proceso, bien sea pueden terminar haciendo parte de la región resultante o quedar eliminados; el resultado de haber aplicado esta función se puede ver en 21.

```
se = strel('disk', 2)
```

```
binaryImage = imerode(binaryImage, se);
```

Al lado derecho de 21 podemos ver el resultado final de la segmentación, que si se compara con la región sobrepuesta mostrada en 20 al lado izquierdo puede notarse el parecido que tienen estas dos imágenes, y por tanto lo efectivo que es este método para este tipo de regiones, que como se observa es de buen tamaño.

Las siguientes figuras muestran de izquierda a derecha la etiqueta del especialista, la segmentación obtenida por «*Snakes*», por «*Chan-Vese*» y por análisis de texturas.

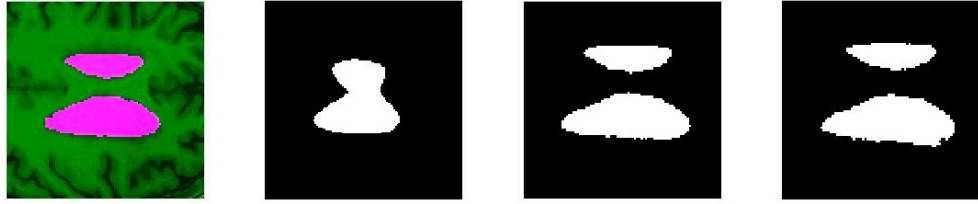


Figura 22: Comparación segmentación del ventrículo por los métodos «*Snakes*», «*Chan-Vese*» y análisis de texturas para la capa 161 del Paciente 4.

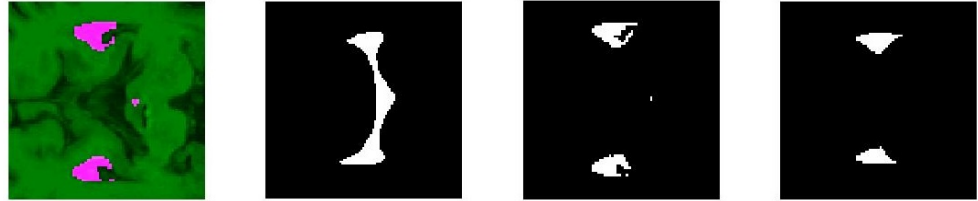


Figura 23: Comparación segmentación del ventrículo por los métodos «*Snakes*», «*Chan-Vese*» y análisis de texturas para la capa 131 del Paciente 5.



Figura 24: Comparación segmentación del tálamo por los métodos «*Snakes*», «*Chan-Vese*» y análisis de texturas para la capa 141 del Paciente 1.



Figura 25: Comparación segmentación del hipocampo por los métodos «*Snakes*», «*Chan-Vese*» y análisis de texturas para la capa 129 del Paciente 6.

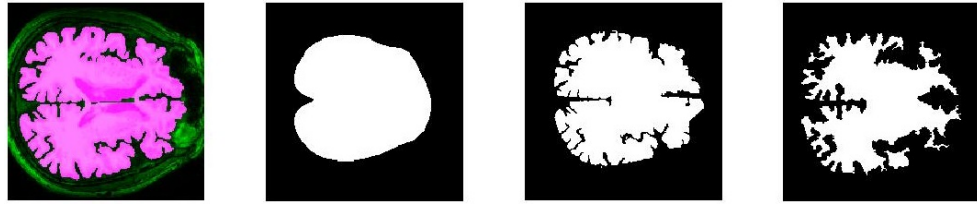


Figura 26: Comparación segmentación del cerebro por los métodos «*Snakes*», «*Chan-Vese*» y análisis de texturas para la capa 150 del Paciente 2.



Figura 27: Comparación segmentación del cerebro por los métodos «*Snakes*», «*Chan-Vese*» y análisis de texturas para la capa 81 del Paciente 4.

En la figura 28 se pueden observar algunas reconstrucciones en 3D que se realizaron con el «*ToolBox*» de Matlab conocido como «*Toolbox-Graph*», el cual usa la teoría de cubos marchantes. En estas figuras se tienen reconstrucciones del cerebro del paciente 5 de segmentación realizada por análisis de textura al igual que la estructura del hipocampo del mismo paciente. También se realizó la reconstrucción del hipocampo del paciente 1 y el tálamo del mismo por el método de segmentación por «*Snakes*», y por último, se tiene la reconstrucción realizada de la estructura del ventrículo del paciente 3 y el cerebro completo del paciente 1 por segmentación realizada con el método de «*Chan-Vese*». Las imágenes pueden observarse en el orden respectivo en que se mencionaron anteriormente.

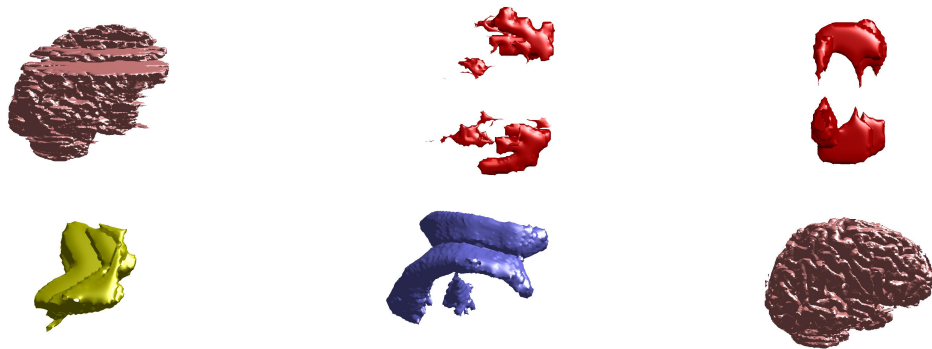


Figura 28: Reconstrucción de estructuras cerebrales por medio de «*Toolbox Graph*».

Capítulo V

CONCLUSIONES

- Fue posible desarrollar una metodología para segmentar las estructuras cerebrales mediante los métodos de contornos activos «*Snakes*» y «*Chan-Vese*», donde con el primero se obtuvieron resultados de segmentación de mala calidad y con el segundo, se consiguieron altos porcentajes de similitud respecto a las etiquetas realizadas por los especialistas con las que se realizaron las comparaciones, como se puede observar en las diferentes figuras y tablas.
- Se implementó la metodología para la segmentación de las imágenes de MRI por análisis de textura, usando la técnica de «*Skull Stripping*», y se constató que, es un método que puede segmentar bien el cerebro completo, pero para estructuras cerebrales de pequeño tamaño no entrega buenos resultados, debido a la ubicación de la región deseada en la imagen, es poco favorable al contar con otras zonas muy similares; además al aplicar los respectivos métodos estadísticos que definen la exactitud de este, se aprecia que no se acerca ni un poco.
- Fué realizado un estudio comparativo para evaluar la efectividad de cada una de las metodologías de segmentación que se implementaron en este proyecto, que permitió obtener una información cuantitativa de éstos, haciendo uso de parámetros estadísticos como: porcentaje de correlación, el «*Dice Similarity Index*», donde con un valor alto se interpreta como una buena similitud entre lo esperado y lo obtenido; además se usó el error cuadrático medio también como indicador de esta comparación, determinando con un valor pequeño el alto grado de similitud. Al ser evaluados estos parámetros estadísticos se puede concluir que el método más apropiado para la segmentación de imágenes de resonancia magnética es el «*Chan-Vese*», el cual se encuentra superior en cuanto a los resultados encontrados y a las reconstrucciones de las estructuras generadas.
- Se puede concluir que un factor altamente influyente en el resultado de la segmentación, es el contorno inicial que se define, por ende si el contorno es demasiado alejado de la estructura a segmentar, la evolución de la curva se puede ver sesgada por otras estructuras, sobre todo en el modelo «*Snakes*», el cual presenta falencias en este aspecto. El resultado puede ser más acertado, entre más cerca esté el contorno inicial; por tanto, es importante configurar apropiadamente los parámetros que direccionan la segmentación para disminuir los problemas generados por la ubicación de las estructuras, debido a que a su alrededor se encuentran estructuras con intensidades y texturas similares, que se transforman en confusión y error.
- Se realizó la implementación del algoritmo, con el cual se llevó a cabo de forma correcta la reconstrucción de las estructuras cerebrales para los tres métodos especificados, mediante la técnica de procesamiento de cubos marchantes, donde se observó la suavidad en la superficie de las estructuras cerebrales, constatando con ello que ésta forma de reconstrucción del volúmen cerebral es muy apropiada.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] CASELLES, Vicent; KIMMEL, Ron; SAPIRO, Guillermo. Geodesic active contours. *International journal of computer vision*, 1997, vol. 22, no 1, p. 61-79.
- [2] CASTELLANO, G., et al. Texture analysis of medical images. *Clinical radiology*, 2004, vol. 59, no 12, p. 1061-1069.
- [3] CHAN, Tony F., et al. Active contours without edges. *Image processing, IEEE transactions on*, 2001, vol. 10, no 2, p. 266-277.
- [4] DONGYE, Changlei; ZHENG, Yongguo; ZHANG, Bin. A fast segmentation of MRI image based on Chan-Vese model. 2012.
- [5] FERNÁNDEZ, Marcos Martín. *Comunicaciones e Ingeniería Telemática*. 2001.
- [6] GARCÍA, Hernán F.; ÁLVAREZ, Mauricio A.; OROZCO, Álvaro. Bayesian Shape Models with Shape Priors for MRI Brain Segmentation. En *Advances in Visual Computing*. Springer International Publishing, 2014. p. 851-860.
- [7] GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard Eugene; EDDINS, Steven L. *Digital image processing using MATLAB*. Pearson Education India, 2004.
- [8] GORDILLO, Nelly; MONTSENY, Eduard; SOBREVILLA, Pilar. State of the art survey on MRI brain tumor segmentation. *Magnetic Resonance Imaging*, 2013, vol. 31, no 8, p. 1426-1438.
- [9] IVINS, Jim; PORRILL, John. Everything you always wanted to know about snakes (but were afraid to ask). *Artificial Intelligence*, 1995, vol. 2000.
- [10] JIN, Jing, et al. An improved marching cubes method for surface reconstruction of volume data. En *Intelligent Control and Automation, 2006. WCICA 2006. The Sixth World Congress on*. IEEE, 2006. p. 10454-10457.
- [11] KASS, Michael; WITKIN, Andrew; TERZOPOULOS, Demetri. Snakes: Active contour models. *International journal of computer vision*, 1988, vol. 1, no 4, p. 321-331.
- [12] KICHENASSAMY, Satyanad, et al. Gradient flows and geometric active contour models. En *Computer Vision, 1995. Proceedings., Fifth International Conference on*. IEEE, 1995. p. 810-815.
- [13] LORENSEN, William E.; CLINE, Harvey E. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm. En *ACM siggraph computer graphics*. ACM, 1987. p. 163-169.
- [14] PALOMINO, Nora La Serna; FLORES, Walter Contreras; RIVERA, María Elena Ruiz. Procesamiento Digital de textura: Técnicas utilizadas en aplicaciones actuales de CBIR. *Revista de investigación de Sistemas e Informática*, 2010, vol. 7, no 1, p. 57-64.
- [15] PARK, Jong Geun; LEE, Chulhee. Skull stripping based on region growing for magnetic resonance brain images. *NeuroImage*, 2009, vol. 47, no 4, p. 1394-1407. MLA.
- [16] ROSLAN, Rosniza; JAMIL, Nursuriati; MAHMUD, Rozi. Skull stripping of MRI brain images using mathematical morphology. En *Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), 2010 IEEE EMBS Conference on*. IEEE, 2010. p. 26-31.
- [17] ROY, Shaswati; MAJI, Pradipta. A simple skull stripping algorithm for brain MRI. En *Advances in Pattern Recognition (ICAPR), 2015 Eighth International Conference on*. IEEE, 2015. p. 1-6.
- [18] TALOS, I., et al. SPL-PNL brain atlas. SPL-PNL March, 2008.

- [19] VARGAS CARDONA, Hernán Darío. Desarrollo de una metodología de simulación basada en tensores de difusión en resonancia magnética (MRI) y modelos de elementos finitos para la detección del volumen de tejido activo (VTA) en pacientes intervenidos con estimulación cerebral profunda (DBS). 2013.
- [20] XU, Chenyang; PRINCE, Jerry L. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 1998, vol. 7, no 3, p. 359-369.
- [21] ZHANG, Na; ZHANG, Jianxun; SHI, Ruizhi. An Improved Chan-Vese model for medical image segmentation. En *Computer Science and Software Engineering, 2008 International Conference on*. IEEE, 2008. p. 864-867.
- [22] ZHANG, Zhimei, et al. Comparing chan-veese model and convex chan-veese model. En *Image and Signal Processing (CISP), 2012 5th International Congress on*. IEEE, 2012. p. 662-665. MLA
- [23] ZHUANG, Audrey H.; VALENTINO, Daniel J.; TOGA, Arthur W. Skull-stripping magnetic resonance brain images using a model-based level set. *NeuroImage*, 2006, vol. 32, no 1, p. 79-92. MLA